

T.C.
GEBZE TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

FARKLI SPEKTRAL BANTTAKİ
GÖRÜNTÜLERİN KAYNAŞTIRILMASI

SADETTİN DURMUŞ TALİPOĞLU
YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

GEBZE
2019

T.C.
GEBZE TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

FARKLI SPEKTRAL BANTTAKİ
GÖRÜNTÜLERİN KAYNAŞTIRILMASI

SADETTİN DURMUŞ TALİPOĞLU
YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

DANIŞMANI
DOÇ. DR. KORAY KAYABOL

GEBZE
2019

T.R.
GEBZE TECHNICAL UNIVERSITY
GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

**FUSION OF IMAGES WITH DIFFERENT
SPECTRAL BAND**

SADETTİN DURMUŞ TALİPOĞLU
A THESIS SUBMITTED FOR THE DEGREE OF
MASTER OF SCIENCE
DEPARTMENT OF ELECTRONIC ENGINEERING

THESIS SUPERVISOR
ASSOC. PROF. DR. KORAY KAYABOL

GEBZE
2019

GTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 03 / 07 / 2019 tarih ve 2019 / 30 sayılı kararıyla oluşturulan jüri tarafından 12 / 07 / 2019 tarihinde tez savunma sınavı yapılan Sadettin Durmuş TALİPOĞLU' nun tez çalışması Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS tezi olarak kabul edilmiştir.

JÜRİ

ÜYE

(TEZ DANIŞMANI) : DOÇ. DR. KORAY KAYABOL

ÜYE

: DR. ÖĞR. ÜYESİ KÖKSAL HOCAOĞLU

ÜYE

: DR. ÖĞR. ÜYESİ DENİZ KUMLU

ONAY

Gebze Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun

...../...../..... tarih ve/..... sayılı kararı.

ÖZET

Çok sensörlü veriler çoğu zaman incelenen bölge hakkında tamamlayıcı bilgiler sağlar, daha karmaşık ve detaylı bir sahne sunumu sunan görüntüler elde edilmesi amacıyla uzaktan algılama, örüntü tanıma, askeri ve diğer alanlarda sahne analizi için imge kaynaştırma umut verici bir araştırma stratejisi olarak ortaya çıkmıştır. Çalışma kapsamında kızılötesi ve görünür görüntüler gibi insan görsel algısı, nesne tespiti ve hedef tanıma için daha iyi bir performans sağlayacak çok sensörlü verilerin kaynaştırılması üzerine odaklanılmıştır. Kaynaştırma işleminin ön şartlarından biri çok sensörlü görüntülerin doğru bir şekilde çakıştırılmasıdır. Bu çalışmada, çok sensörlü görüntülerde yapılan çakıştırma işleminin kaynaştırma sonucuna etkisini görebilmek için FLIR ADAS ve TNO veri kümelerinden elde edilen çakıştırılmamış gerçek görüntülerin çakıştırılmasının ardından literatürde sıklıkla kullanılan temel bileşen analizi (PCA), Laplace piramidi (LP), ayrık dalgacık dönüşümü (DWT), örnek seyreltilmemiş çevritsel dönüşüm (NSCT) ve negatif olamayan matris ayrışımı (NMF) gibi yöntemlerle çakıştırılmış imgeler kaynaştırılmıştır. Farklı yöntemlerin başarımlarının değerlendirilmesi için karşılıklı bilgi (MI), imge öznitelik tabanlı metrik $Q^{AB/F}$, $N^{AB/F}$ ve $L^{AB/F}$, imge kenar tabanlı metrik Q_E , ortalama gradyan (AG) ve uzamsal frekans (SF) metrikleri kullanılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Kızılötesi Görüntü, Görünür Görüntü, Görüntü Çakıştırma, Görüntü Kaynaştırma.

SUMMARY

Multi-sensor data often provides complementary information about the studied area. Image fusion has emerged as a promising research strategy in order to obtain images that provide a more complex and detailed scene presentation for remote sensing, pattern recognition, military applications and other areas for scene analysis. The focus of this research is the fusion of multi-sensor data such as infrared and visible images, which will provide a better performance for human visual perception, object detection and target recognition. One of the prerequisites in the fusion process is the correct registration of the multi-sensor images. In this study, after the registration of the real unregistered images obtained from FLIR ADAS and TNO datasets in order to see the effect of registration process made on multi-sensor images on the fusion result, the registered images are fused with commonly used techniques such as principal component analysis (PCA), Laplace pyramid (LP), discrete wavelet transform (DWT), non-subsampled contourlet transform (NSCT), and non-negative matrix factorization (NMF) in the literature. Quality indices that are mutual information (MI), image feature-based metric $Q^{AB/F}$, $N^{AB/F}$ and $L^{AB/F}$, image edge-based metric Q_E , average gradient (AG) and spatial frequency (SF) have used to evaluate the performances of the different methods.

Key Words: Infrared Image, Visual Image, Image Registration, Image Fusion.

TEŞEKKÜR

Öncelikli olarak lisans ve yüksek lisans eğitimimde bana maddi ve manevi desteğini hiçbir zaman esirgemeyip her daim yardımcı olan ve bu çalışmanın başlamasında öncü olan danışmanım Doç. Dr. Koray KAYABOL'a teşekkürlerimi sunarım.

Görüntü veri kümelerini araştırma amaçlı kullanıma sunan FLIR-ADAS şirketine ve TNO veri kümesinden hizalanmamış görüntü temin etmemde yardımcı olan A. Toet'e katkıları için teşekkürlerimi sunarım.

Bu alanda çalışmamda yüksek lisans tez konusu önerisi ile vesile olan Kutalmış Gökalp İnce'ye (ASELSAN AŞ.) teşekkürlerimi sunarım.

Çalışmalarımda manevi ve maddi desteğini hiçbir zaman esirgemeyen sevgili aileme ve yakın arkadaşlarıma Sercan, Eda, Bahadır ve Fatih'e en içten teşekkürlerimi sunarım.

Çalışmalarımda bana manevi destek veren baristalara (Can, Eren, Melike, Mertcan, Orhan, Buğra ve Bilal) teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET	v
SUMMARY	vi
TEŞEKKÜR	vii
İÇİNDEKİLER	viii
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ	x
ŞEKİLLER DİZİNİ	xii
TABLolar DİZİNİ	xiv
1. GİRİŞ	1
2. GÖRÜNÜR VE KIZILÖTESİ İMGELERE GENEL BAKIŞ	3
3. GÖRÜNTÜ ÇAKIŞTIRMA	4
3.1. Çakıştırma Yöntemi	5
3.1.1. Öznitelik Tespiti	5
3.1.2. Öznitelik Eşleştirme	6
3.1.3. Dönüşüm Modeli Kestirimi	6
3.1.4. Geometrik Dönüşüm	8
3.2. Kalite Değerlendirilmesi	8
3.2.1. SSIM	8
3.2.2. CC	9
3.2.3. PSNR	9
4. GÖRÜNTÜ KAYNAŞTIRMA	11
4.1. Kaynaştırma Yöntemleri	12
4.1.1. Altuzay Tabanlı Yöntemler	12
4.1.1.1. Temel Bileşen Analizi	12
4.1.1.2. Negatif Olamayan Matris Ayırıştırma	12
4.1.2. Dönüşüm Tabanlı Yöntemler	13
4.1.2.1. Laplace Piramidi	13
4.1.2.2. Ayrık Dalgacık Dönüşümü	15
4.1.2.3. Örnek Seyreltilmemiş Çevritsel Dönüşüm	16
4.2. Kalite Değerlendirilmesi	19

4.2.1. MI	19
4.2.2. $Q^{AB/F}$	19
4.2.3. $L^{AB/F}$	21
4.2.4. $N^{AB/F}$	21
4.2.5. Q_E	22
4.2.6. AG	23
4.2.7. SF	23
5. DENEYSEL ÇALIŞMALAR	24
5.1. Görüntü Veri Kümesi	24
5.1.1. Görüntü 1 Veri Kümesi	25
5.1.2. Görüntü 2 Veri Kümesi	26
5.1.3. Görüntü 3 Veri Kümesi	27
5.1.4. Görüntü 4 Veri Kümesi	28
5.1.5. Görüntü 5 Veri Kümesi	29
5.1.6. Görüntü 6 Veri Kümesi	30
5.1.7. Görüntü 7 Veri Kümesi	31
5.1.8. Görüntü 8 Veri Kümesi	32
5.2. Görüntü Çakıştırma Deneysel Sonuçlar	33
5.2.1. Görüntü 1, 2, 3 ve 4 Veri Kümelerinin Geometrik Dönüşümü	33
5.2.2. Veri Kümelerine ait Deneysel Sonuçlar	34
5.3. Görüntü Kaynaştırma Deneysel Sonuçlar	39
5.3.1. Verilerin Test Aşaması	39
5.3.2. Veri Kümelerine ait Deneysel Sonuçlar	41
6. SONUÇLAR	49
KAYNAKLAR	51
ÖZGEÇMİŞ	55
EKLER	56

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

<u>Simgeler ve</u> <u>Kısaltmalar</u>	<u>Açıklamalar</u>
μ	: İmgeye ait ortalama
σ^2	: İmgeye ait varyans
I_r	: Referans imge
I_t	: Hedef imge
NN	: Görüntüdeki toplam piksel sayısı
V	: Özvektör
λ	: Özdeğer
W	: Pencere
E_A	: A imgesine ait bölge enerjisi
$C_x^{\{s,d\}}$	: NSCT yöntemine ait kaynaştırma katsayısı
g_A	: A imgesinin gradyan büyüklüğü
x	: Vektör formunda kaynaşmış imge
F	: Kaynaşmış imge
w^A	: A imgesine ait ağırlık katsayısı
M	: Satır sayısı
N	: Sütun sayısı
(m,n)	: İmge indeksi
$\lambda(w)$	: Ağırlık katsayısı
Q	: Kalite indeksi
$c(w)$	: Katsayı
α	: Parametre
Q_g^{AF}	: A ile F imgesi arasındaki kenar mukavemeti
Q_a^{AF}	: A ile F imgesi arasındaki yönelim korunumu
IR	: Kızılötesi
VIS	: Görünür
PCA	: Temel Bileşen Analizi
LP	: Laplace Piramidi

DWT	: Ayırık Dalgacık Dönüşümü
NSCT	: Örnek Seyreltilmemiş Çevritsel Dönüşüm
CT	: Çevritsel Dönüşüm
NMF	: Negatif Olamayan Matris Ayırıştırma
FOV	: Görüş Açısı
CC	: İlinti Katsayısı
SSIM	: Görüntü Yapısal Benzerlik İndeksi
PSNR	: Tepe İşaret Gürültü Oranı
MI	: Karşılıklı Bilgi
AG	: Ortalama Gradyan
SF	: Uzamsal Frekans
ç. doğrusal	: Çift-doğrusal
e. y. komşu	: En yakın komşu
ç. kübik	: Çift-kübik
V. K.	Veri Kümesi
K. Y.	: Kaynaştırma Yöntemi
A. N. V. K.	: Anahtar Noktasının Veri Kümesi
GTÜ	: Gebze Teknik Üniversitesi

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Şekil No:</u>	<u>Sayfa</u>
2.1: Görünür ve termal imgenin elektromanyetik spektrumdaki konumu.	3
4.1: Görünür ve termal imgenin LP yöntemiyle kaynaştırılması.	14
4.2: Görünür ve termal imgenin DWT yöntemiyle kaynaştırılması.	16
4.3: a) NSCT temelli ayrışım şeması, b) NSCT ile elde edilen frekans ayrışımı.	17
4.4: Görünür ve termal imgenin NSCT yöntemiyle kaynaştırılması.	18
5.1: a) RGB imge- FLIR_04059.jpg, b) Termal imge- FLIR_04059.jpeg.	25
5.2: a) RGB imge- FLIR_04076.jpg, b) Termal imge- FLIR_04076.jpeg.	26
5.3: a) RGB imge- FLIR_07044.jpg, b) Termal imge- FLIR_07044.jpeg.	27
5.4: a) Görünür imge- meting020-1001-1.tiff, b) Termal imge- meting020-1001-2.tiff.	28
5.5: a) RGB imge- FLIR_03283.jpg, b) Termal imge- FLIR_03283.jpeg.	29
5.6: a) RGB imge- FLIR_01815.jpg, b) Termal imge- FLIR_01815.jpeg.	30
5.7: a) RGB imge- FLIR_08632.jpg, b) Termal imge- FLIR_08632.jpeg.	31
5.8: a) RGB imge- FLIR_08751.jpg, b) Termal imge- FLIR_08751.jpeg.	32
5.9: Görüntü 3 veri kümesine ait çakıştırılmış ve kırılmış gri-seviye imge.	34
5.10: Görüntü 1 veri kümesine ait; a) Gri-seviye imge, b) Hizalanmış termal imge.	40
5.11: Görüntü 2 veri kümesine ait; a) Gri-seviye imge, b) Hizalanmış termal imge.	40
5.12: Görüntü 3 veri kümesine ait; a) Hizalanmış gri-seviye imge, b) Termal imge.	41
5.13: Görüntü 4 veri kümesine ait; a) Hizalanmış gri-seviye imge, b) Termal imge.	41
5.14: Görüntü 1 veri kümesine ait görünür ve termal imgelerin a) PCA, b) LP, c) DWT, d) NSCT ve e) NMF yöntemleriyle kaynaştırılmış imgeler.	45

- 5.15: Görüntü 2 veri kümesine ait görünür ve termal imgelerin a) PCA, b) 46
LP, c) DWT, d) NSCT ve e) NMF yöntemleriyle kaynaştırılmış
imgeler.
- 5.16: Görüntü 3 veri kümesine ait görünür ve termal imgelerin a) PCA, b) 47
LP, c) DWT, d) NSCT ve e) NMF yöntemleriyle kaynaştırılmış
imgeler.
- 5.17: Görüntü 4 veri kümesine ait görünür ve termal imgelerin a) PCA, b) 48
LP, c) DWT, d) NSCT ve e) NMF yöntemleriyle kaynaştırılmış
imgeler.

TABLÖLAR DİZİNİ

<u>Tablo No:</u>	<u>Sayfa</u>
5.1: Görüntü 5 ve 6 Veri Kümelerinden seçilen anahtar noktaları kullanılarak bulunan geometrik dönüşümlerin Görüntü 1 Veri Kümesine uygulanarak Çakıştırılmış İmgeye ait Metrik Sonuçları.	36
5.2: Görüntü 5 ve 6 Veri Kümelerinden seçilen anahtar noktaları kullanılarak bulunan geometrik dönüşümlerin Görüntü 2 Veri Kümesine uygulanarak Çakıştırılmış İmgeye ait Metrik Sonuçları.	37
5.3: Görüntü 7 ve 8 Veri Kümelerinden seçilen anahtar noktaları kullanılarak bulunan geometrik dönüşümlerin Görüntü 3 Veri Kümesine uygulanarak Çakıştırılmış İmgeye ait Metrik Sonuçları.	38
5.4: Görüntü 4 Veri Kümesinden seçilen anahtar noktaları kullanılarak bulunan geometrik dönüşümlerin Görüntü 4 Veri Kümesine uygulanarak Çakıştırılmış İmgeye ait Metrik Sonuçları.	39
5.5: Görüntü 1 Veri Kümesine ait Kaynaşmış İmgenin Metrik Sonuçları.	43
5.6: Görüntü 2 Veri Kümesine ait Kaynaşmış İmgenin Metrik Sonuçları.	44
5.7: Görüntü 3 Veri Kümesine ait Kaynaşmış İmgenin Metrik Sonuçları.	44
5.8: Görüntü 4 Veri Kümesine ait Kaynaşmış İmgenin Metrik Sonuçları.	44

1. GİRİŞ

Çok sensörlü görüntüler uzaktan algılama [1], medikal görüntü analizi [2], askeri [3], otomatik hedef tespiti ve takibi [4] gibi daha pek çok alanda tamamlayıcı bilgi içeriğinden dolayı aktif olarak kullanılmaktadır. Çok sensörlü görüntü birleşiminde temel problem farklı sensörlerden aynı veya benzer sahnelerin hizalanmasıdır. Bu problem görüntü çakıştırma olarak bilinir ve farklı sensörler tarafından farklı zamanlarda ve açı noktalarından aynı sahneden alınan iki görüntü arasında uzamsal ilişkiler kurma işlemi olarak tanımlanır. Çok sensörlü görüntü çakıştırma, farklı sensörlerden elde edilen görüntülerin yoğunlukları arasındaki ilişki genellikle karmaşık olduğundan zor bir işlemdir.

Görüntü çakıştırma ile ilgili olarak yıllar boyunca pek çok araştırma makalesi yayınlanmıştır [5], [6]. Bu makaleler farklı tipteki sensörlerden elde edilen görüntülerin çakıştırılmasında literatürde mevcut olan yöntemleri ikiye ayırmaktadır; piksel tabanlı ve öznitelik tabanlı yöntemler. Piksel tabanlı yöntemlerde öncelikle bir metrik tanımlanır. Bu metrikler farklı iki görüntüden iki piksel arasındaki farkı ölçer. Daha sonra çakıştırma problemi, bir imgedeki tüm pikseller ile diğer görüntüdeki ilişkin piksellerin arasındaki toplam mesafenin minimuma indirgenmesine dönüşür. Öznitelik tabanlı yöntemlerde öncelikle anahtar noktaları olarak adlandırılan belirgin noktalar çıkarılmaya çalışılır. Bu noktalar metriklere göre eşleştirilir. İki görüntü arasındaki geometrik dönüşüm modelinin parametreleri öznitelikler kullanılarak bulunur ve görüntülerden birine ters dönüşüm uygulanarak iki görüntü çakıştırılır.

Termal, görünür, hesaplamalı tomografi ve manyetik rezonans görüntüleme gibi farklı tipteki imgeler kaynaştırma için iyi bir kaynak oluşturur. Bunların arasında termal ve görünür imgelerin kaynaştırılması pek çok açıdan üstündür; elektromanyetik spektrumda farklı dalga boylarından sinyallere sahiptirler, böylelikle farklı açılardan sahne bilgisi sağlar; görünür imgeler yansıyan ışığı termal imgeler ise termal radyasyonu yakalar. Görünür imgeler yüksek uzamsal çözünürlüğe, doku olarak yoğun bir detaya sahiptir ve insan görsel algısı için uygundur. Fakat bu tür görüntüler düşük aydınlatma, sis ve diğer kötü hava koşullarından kolaylıkla etkilenirler. Bunun aksine, termal imgeler nesnelerin termal radyasyonunu yansıtır ve bu tür bozunumlara dayanıklıdır ancak düşük çözünürlüğe ve düşük kaliteli dokulara sahiptirler. Bu tür farklı karakteristiklerinden dolayı termal ve görünür imgeler görüntü kaynaştırma

işlemi için uygundurlar. Görüntü kaynaştırma yöntemleri üç kategoride incelenebilir; piksel, öznitelik ve sembol seviyesi. Piksel seviyesindeki yöntemler literatürde sıklıkla kullanılmaktadır [7], [8].

Bu tez çalışmasında insan görsel algısına hitap edecek bir görüntü oluşturmak amacıyla termal ve görünür imgelerin çakıştırma probleminin de işleme dahil edilerek kaynaştırılması hedeflenmiştir.

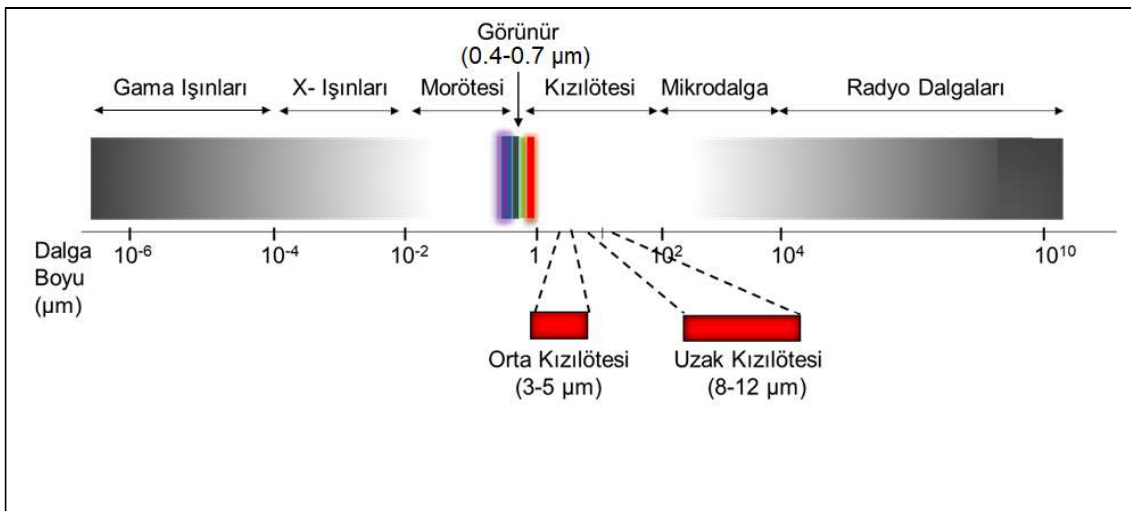
Tezin ikinci bölümünde görünür ve kızılötesi imgelere genel bakış başlığı altında bu imgelerle ilgili genel bilgiler verilmiştir. Üçüncü bölümde görüntü çakıştırma yöntemleri ve bunların değerlendirilmesinde kullanılan metriklerden bahsedilmektedir. Dördüncü bölümde görüntü kaynaştırma yöntemleri ve bunların değerlendirmesine yönelik kalite metrikleri anlatılmıştır. Beşinci bölümde deneysel çalışmalarda kullanılan görüntü veri kümeleri ve elde edilen metrik sonuçları yer almaktadır. Altıncı bölümde ise sonuçlar yorumlanmıştır.

2. Görünür ve Kızılötesi İmgelere Genel Bakış

Termal imgeler bir nesnenin elektromanyetik spektrumun orta dalga kızılötesi (3 – 5 μm) ve uzun dalga kızılötesi (8 – 12 μm) bölgesindeki elektromanyetik radyasyonunu ifade eder. Genel olarak tüm nesneler gözle görülemeyen farklı frekanslardaki kızılötesi ışınları ya yansıtır ya da özümser [9]. Kızılötesi sensör termal radyasyonu tespit edip kaydederek bir imge oluşturur. Termal görüntüleme karanlık çevredeki nesnelerin görüntüsünü iyileştirmeye olanak sağlayan bir gece görüş teknolojisi. Herhangi bir yansıma veya ışığın olmadığı bir ortamda dahi çalışabilir. Hafif ve koyu sis veya duman gibi olumsuz koşullardan etkilenmez [10]. Kızılötesi imgelerin bu özellikleri güneş ışığı, dumanlı sis gibi pek çok dış çevre koşulunun etkisini azaltır. Kızılötesi imgeler görünür imgelerde tanımlanamayan alan ve nesnelerin termal karakteristiğini algılar.

Görünür imgeler bir nesnenin elektromanyetik spektrumun görünür (0.4 – 0.7 μm) bölgesindeki elektromanyetik radyasyonunu ifade eder. Bu dalga boyundaki yansımalar insan gözüyle görülebilir. Elektro-optik sensörler görünür dalga boyundaki ışığın yayılımını tespit edip kaydederek bir imge oluşturur. Görünür imgeler bir sahnedeki nesnenin köşe ve kenarları gibi çıplak gözle de algılanabilen spektral bilgilerini yakalar [11].

Şekil 2.1’de görünür ve termal imgelerin elektromanyetik spektrumdaki konumu gösterilmiştir.



Şekil 2.1: Görünür ve termal imgenin elektromanyetik spektrumdaki konumu.

3. Görüntü Çakıştırma

Çok sensörlü görüntülerin entegrasyonu karmaşık ve detaylı sahne tanımı sağlayabilir ve ilerideki aşamalardaki karar verme sürecinin başarısını arttırabilir. Ancak başarılı bir kaynaştırma, kaynaştırılacak görüntülerin sıkı sıkıya geometrik olarak hizalanmasını gerektirir [12], [13]. Görüntü çakıştırma olarak bilinen bu problem termal ve kızılötesi gibi farklı sensörlerden elde edilen çoğunlukla boyut, perspektif ve görüş alanı gibi farklılıkları olan görüntülerden dolayı ortaya çıkar. Bu tür bir hizalama ışın demeti ayırıcı gibi bir donanım kullanılarak yapılabilir lakin hizalanmış görüntü çifti oluşturabilen özel bir görüntüleme cihazı yüksek maliyet ve özellikle büyük ölçekte konuşlandırma gerektirecek gerçek dünya uygulamaları gibi düşük uygulanabilir olması sebebiyle pratik değildir [13]. Bu nedenle, düşük maliyetli olan kullanıma hazır bir görüntü çakıştırma algoritmasına dayalı görünür ve kızılötesi kameraların kullanımı daha uygun olabilir.

Görüntü çakıştırma bilgisayar görüşü, medikal görüntü analizi ve uzaktan algılama gibi pek çok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır. Hizalanacak görüntüler farklı zamanlardan, perspektiflerden veya sensörlerden yakalanabileceğinden zamansal, uzamsal ve farklı sensörlerden kaynaklanan problemlere sebebiyet verebilmektedir. Literatürde çakıştırma yöntemlerine yönelik kapsamlı incelemeler mevcuttur [5,6]. Genel olarak çakıştırma yöntemleri alan tabanlı ve öznitelik tabanlı olarak iki kategoride sınıflandırılabilir.

Alan tabanlı yöntemler tüm orijinal görüntülerin yoğunluk değerleriyle doğrudan ilgilenir. Buna örnek olarak, belli bir metrik altındaki ilişkili piksellerin arasındaki toplam mesafenin azaltılması verilebilir. Bu yöntemler ayırt edici bilginin belirgin yapılardan ziyade piksel yoğunlukları ile ifade edildiği görüntülerde göze çarpan detayların az miktarda olduğu durumlarda tercih edilir. Ancak başta görüntü bozulması, ışıklandırma değişiklikleri olmak üzere ağır miktarda işlem hesaplamalarına sahiptirler. Alan tabanlı yöntemlerde üç ana modeli içerir; korelasyon yöntemleri [14], Fourier yöntemleri [15] ve karşılıklı bilgi yöntemleri [16].

Öznitelik tabanlı yöntemler öncelikle bir görüntü çifti için belirgin yapıları (öznitelik noktaları) çıkartır, ardından bu öznitelik noktaları arasındaki doğru ilişkiyi belirler ve görüntü çiftinin hizalanmasında kullanılacak geometrik dönüşümü kestirir. Alan tabanlı yöntemlere göre öznitelik tabanlı yöntemler tipik gözle görülebilen

değişikliklere ve sahne hareketlerine karşı daha dayanıklı olup eğer doğru bir şekilde uygulanırsa daha hızlıdır. Öznitelik tabanlı yöntemler genel olarak dört aşamadan oluşur; öznitelik tespiti ve çıkarımı, öznitelik eşleştirme, dönüşüm modeli kestirimi ve geometrik dönüşüm [18].

Bu tez çalışmasında ise görünür ve termal kameraların birbirleri arasındaki mesafenin değişmediği kabul edilerek anahtar noktaların seçimi ve eşleştirilmesi işlemi el yordamıyla yapılmıştır [17].

3.1. Çakıştırma Yöntemi

Genellikle, çakıştırma yapısı maliyeti düşürmeyi veya benzerliği maksimum yapmayı hedefleyen bir optimizasyon problemi olarak tasarlanır. Başka bir deyişle, çakıştırma işlemi, hedef görüntüye I_t uygulanarak hedef görüntü ile referans görüntü I_r arasındaki benzerliği maksimum yapmak için $T_g(\cdot)$ olarak tanımlanan parametrik bir dönüşüm uygulanmasıdır. Hedeflenen benzerlik tamamen benzerlik (maliyet) fonksiyonuna $\rho(\cdot)$ bağlıdır. Parametrik dönüşüm aşağıdaki eşitlik ile bulunur [19]:

$$T_g^*(\cdot) = \underset{T_g(\cdot)}{\operatorname{argmax}} \rho(I_r, T_g(I_t)) \quad (3.1)$$

3.1.1. Öznitelik Tespiti

Anahtar noktaların tespiti otomatik olarak yapılabileceği gibi elle de yapılabilir. Otomatik tespit, orijinal görüntüleri ifade edebilecek kenar, köşe ve bloklar gibi belirgin yapıları öznitelikler anahtar noktalarından Harris köşe tespitçisi [21], SIFT [22] ve SURF [23] gibi yöntemlerle otomatik olarak çıkartılır. Bu ileri düzeyde işleme için anahtar noktalar etrafındaki yerel yamalar çıkartılarak bir öznitelik vektörü oluşturulur. Bu işlem öznitelik betimleme olarak bilinir ve bir anahtar noktanın özelliklerinin karakterize edilmesinde kullanılır [20].

Kızılötesi ve görünür görüntülerin kendilerine has sensör gürültüsü ve aydınlanma gibi farklılıkları, zıt gradyan yönelimi ve farklı gradyan boyutu gibi sebeplerden dolayı görüntü yoğunlukları üzerinden doğrudan ortak anahtar noktaları bulmak oldukça zordur. Bu nedenle tez çalışmasında anahtar noktaları elle belirlenmiştir. Bu yöntemde, iki görüntüden birisinin referans diğerinin

çakıştırılmamış görüntü olduğu kabul edilerek her iki görüntü üzerinde bir nesnenin aynı konumuna karşılık gelen en az 8 tane anahtar noktası seçilir.

3.1.2. Öznitelik Eşleştirme

Anahtar noktaları ve onlara ilişkin tanımlayıcılarının elde edilmesinden sonra iki görüntü kümesi arasında ilişki kurulmaya çalışılır. İki görüntüde tespit edilen öznitelikler yakın komşuluktaki görüntü yoğunluk değerleri, özniteliğin uzamsal dağılımı veya özniteliğin sembolik tanımı aracılığıyla eşleştirilebilir. Bazı yöntemler, öznitelik ilişkisi ararken eş zamanlı olarak dönüşüm parametrelerinin kestirimlerini de yapabilmektedir. Böylelikle, ikinci ve üçüncü çakıştırma adımlarını birleştirir. Bu kapsamda iki ana kategori mevcuttur; alan tabanlı ve öznitelik tabanlı.

Alan tabanlı yöntemlerde ilişkili noktayı bulmak için uzaklık ölçütü olarak çapraz-ilinti, Fourier ve karşılıklı bilgi yöntemleri kullanılır. Bu tür yöntemler öznitelik tespiti ve eşleştirme adımlarını birleştirerek sabit pencereci görüntü alanlarını öznitelik olarak kullanırlar. Öznitelik tabanlı yöntemler ise uzamsal ilişkiler, gevşeme ve değişmez tanımlayıcılar kullanarak anahtar noktaları aracılığıyla iki görüntü arasındaki ilişkiyi bulmayı hedefler.

Kabul edilebilir kümelerden yanlış eşlemeleri ortadan kaldırmak için genellikle rastgele örnek konsensüsü (RANSAC: Random sampling consensus) algoritması kullanılır [24].

Öznitelik eşleştirme işlemi tipik olarak iki kısıtlama içerir; ilk kısıt tanımlayıcı benzerliği olup eşleşen iki anahtar noktasının benzer tanımlayıcılara sahip olması gerekliliği diğeri bir kısıt olan geometrik kısıt ise eşleşen anahtar noktalarının genel bir uzamsal dönüşümü sağlamasıdır.

Bu tez çalışmasında seçilen anahtar noktalarının eşleştirilmesi el yordamıyla yapılmıştır.

3.1.3. Dönüşüm Modeli Kestirimi

İki görüntünün beraber hizalanmasından önce görüntüler arasındaki uzamsal dönüşüm parametrelerin kestirimi varsayılan geometrik bozunuma bağlı olup özellikle ilişkilendirilmiş anahtar noktaları aracılığı ile yapılır. Bu aşamada amaç, iki

görüntünün maksimum doğrulukta dönüşümünü sağlamak için uygun bir dönüşüm modeli tasarlanmaktadır. Literatürde iki tür dönüşüm modeli mevcuttur; küresel ve yerel dönüşüm [25]. Küresel modelleme tüm anahtar noktalarını görüntünün bütününe kapsayacak şekilde öteleme, döndürme, ölçekleme ve makaslama işlemlerini vektör ekleme ve skaler çarpımla koruyarak doğrusal modelleme ile dönüşümü gerçekleştirir. Benzeşim dönüşümü en basit yöntem olup döndürme, öteleme ve ölçekleme bozunumlarını yalnızca iki anahtar nokta kullanarak modeller, açı ve eğrilikleri koruyabilir. Dönüşüm modeli parametreleri en küçük kareler yöntemiyle bulunur. (3.2)'de (x, y) uzamsal koordinatları ifade etmek üzere θ döndürme açısını, s ölçekleme oranını, t_x ve t_y ise sırasıyla x ve y yönündeki ötelemeyi tanımlar. Afin dönüşümü bağımsız üç anahtar noktasını kullanarak koordinat düzlemindeki farklı ölçekleme ve makaslamaı modelleyebilir, paralelkenarı bir kareye çevirebilmektedir. Bu tezde dönüşüm modelinin parametreleri en küçük kareler yöntemiyle bulunur [46]. (3.3)'te (x, y) uzamsal koordinatlar olmak üzere; ' a ' ile ' f ' arasındaki altı parametre dönüşümü gerçekleştiren parametreleri ifade eder. Görüngesel dönüşüm bağımsız dört anahtar noktası kullanarak düz çizgileri koruyarak rastgele bir dörtgeni kareye dönüştürebilir. (3.4)'te (x, y) uzamsal koordinatlar olmak üzere; ' a ' ile ' i ' arasındaki dokuz parametre dönüşümü gerçekleştiren parametreleri ifade eder.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = s \cdot \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & e \\ c & d & f \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

Yerel modelleme, gözlenen sinyallerin doğrusal olmayan bir dönüşümle veya uzamsal olarak değişken bir deformasyon modeliyle ilişkilendirilmesini tanımlanır. Genellikle, öznelik eşleşmeleri gürültü ve aykırı değerler tarafından alt üst edilir. Aykırı değerler çok sensörlü yapı ve düşük kaliteli giriş görüntüleri sebebiyle baskın olabilmektedirler. Bu durum, uzamsal dönüşümün kestirimini kararsız ve uğraştırıcı yapar.

3.1.4. Geometrik Dönüşüm

Geometrik dönüşüm parametreleri belirlendikten sonra iki görüntünün hizalanması uzamsal dönüşüm yardımıyla yapılır. Görüntülerden bir sabit olarak alınarak diğerine dönüşüm uygulanarak çakıştırılır. Karesel bir ızgara üzerindeki pikseller dönüşüm sonrasında karesel olmayan farklı bir uzamsal dizilime sahip olur. Karesel dizilim ile karesel olmayan dizilim hizalandığında bazı pikseller üst üste gelirken bazıları gelmez. Bundan dolayı, kolay bir yol olarak tam sayı olmayan koordinatlardaki piksel değerleri çift doğrusal, en yakın komşu ve çift kübik aradeğerleme yöntemlerinden biriyle hesaplanır [26].

3.2. Kalite Değerlendirilmesi

Çakıştırma kalitesini değerlendirmek üzere piksel farkına dayalı PSNR, ilintiye dayalı ilinti katsayısı (CC: Correlation coefficient) ve kenar tabanlı görüntü yapısal benzerlik (SSIM: Structural Similarity Index) gibi farklı sınıflardan kalite ölçütleri kullanılmıştır.

3.1.1. SSIM

Görüntü yapısal benzerlik ölçütü, insan görsel sisteminin yapısal bilgiye oldukça bağımlı olmasına dayalı olup parlaklık, kontrast ve ilinti olmak üzere üç farklı açıdan görüntünün kalitesini ölçmekte olup $[-1, 1]$ aralığında değer alır. SSIM değerinin 1'e yakın olması iki imgenin birbirlerine benzerliğinin yüksek olduğuna işaret eder. Az miktardaki yapısal bilgi kaybı dahi algılanan görüntünün bozulumunu etkiler [27]. SSIM ölçütü aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$\begin{aligned} SSIM(A, B) &= [l(A, B)]^\alpha [c(A, B)]^\beta [s(A, B)]^\gamma \\ &= \left[\frac{2\mu_A\mu_B + C_1}{\mu_A^2 + \mu_B^2 + C_1} \right]^\alpha \left[\frac{2\sigma_A\sigma_B + C_2}{\sigma_A^2 + \sigma_B^2 + C_2} \right]^\beta \left[\frac{\sigma_{AB} + C_3}{\sigma_A\sigma_B + C_3} \right]^\gamma \end{aligned} \quad (3.5)$$

Burada, μ_A ve μ_B , $A(m, n)$ ve $B(m, n)$ görüntülerine ait ortalama değerler olmak üzere σ_A^2 , σ_B^2 ve σ_{AB} sırasıyla varyans ve kovaryansı ifade eder. Burada yer alan

$l(A, B)$, $c(A, B)$ ve $s(A, B)$ bileşenleri sırasıyla parlaklık, kontrast ve ilintidir. α , β ve γ parametreleri üç bileşenin bağıl önemine ayarlama kullanılmak olup sabit C_1 , C_2 ve C_3 değerleri ise paydanın sıfıra çok yaklaşması durumunda olabilecek kararsızlığı önler. $\alpha = \beta = \gamma = 1$ ve $C_3 = C_2/2$ durumunda (3.5)'teki ifade (3.6)'da yer alan forma dönüşür.

$$SSIM(A, B) = \frac{(2\mu_A\mu_B + C_1)(2\sigma_{AB} + C_2)}{(\mu_A^2 + \mu_B^2 + C_1)(\sigma_A^2 + \sigma_B^2 + C_2)} \quad (3.6)$$

3.1.2. CC

İlinti katsayısı (CC) iki görüntü arasındaki benzerliği tanımlamakta olup $[0, 1]$ aralığında değer alır. Eğer 1 ise iki görüntü aynı görüntü demektir. CC ölçütü aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$CC = \frac{\sum [(I_r - \bar{I}_r)(T(I_t) - \overline{T(I_t)})]}{\sqrt{\sum (I_r - \bar{I}_r)^2} \sqrt{\sum (T(I_t) - \overline{T(I_t)})^2}} \quad (3.7)$$

(3.7)'de I_r referans görüntü ve I_t işlenecek görüntü olmak üzere $\bar{I}_r$ referans görüntünün ve $\overline{T(I_t)}$ ise çakıştırılmış görüntünün ortalamasıdır.

3.1.3. PSNR

Tepe sinyal gürültü oranı (PSNR: Peak signal-to-noise ratio) iki görüntü arasındaki piksel farkına dayalı matematiksel bir görüntü değerlendirme ölçütü olup dB olarak ölçülür [28].

$$PSNR = 10 \log \frac{L^2}{\frac{1}{NN} \sum (I_r - T(I_t))^2} \quad (3.8)$$

(3.8)'de, NN görüntüdeki toplam piksel sayısı olmak üzere L görüntü verisindeki tepe genlik değerini ifade etmekte olup işaretli 8-bit veri tipinde değeri 255'e eşittir. PSNR değerinin mümkün olduğunca yüksek olması tercih edilir.

4. GÖRÜNTÜ KAYNAŞTIRMA

Görüntü kaynaştırma, farklı türdeki sensörlerden elde edilen imgelerin daha dayanıklı veya bilgilendirici görüntü oluşturulabilmesi için birleştirmesini hedefleyen bir görüntü iyileştirme tekniğidir. Mükemmel bir kaynaştırma yönteminin anahtarı etkili görüntü bilgisi çıkarımı ve uygun kaynaştırma kurallarıdır. Bu kaynaştırma kuralları, kaynak görüntülerden kullanışlı bilgi çıkartabilecek ve oluşan kaynaşmış imgede herhangi bir bozulmaya sebep olmayacak şekilde ayarlanmalıdır.

Görünür ve kızılötesi gibi farklı sensörlerden elde edilen görüntüler farklı karakteristikleri sebebiyle kaynaştırma işlemi için diğerlerine göre daha üstündürler; elektromanyetik spektrumun farklı frekanslarından sinyal içerirler, tamamlayıcı özellikler paylaşırlar böylelikle dayanıklı ve bilgilendirici kaynaşmış görüntüler oluştururlar.

Son yıllarda görüntü kaynaştırma giderek sıcak bir araştırma alanı haline gelmiştir. Farklı uygulamalara bağlı olarak, çeşitli kızılötesi ve görünür imge kaynaştırma yöntemleri geliştirilmiştir ve bu yöntemler üç seviyede incelenebilir: piksel seviyesi, öznitelik seviyesi ve karar seviyesi (sembol seviyesi) [29]. Piksel seviyesi tabanlı yöntem, bütün görüntü kaynaştırma alanı içinde en popüler araştırma eğilimindedir. Çünkü kaynaşmış görüntünün pikselleri bir dizi görüntü pikselinden veya en düşük fiziksel seviyedeki diğer görüntü parametrelerinin biçimlerinden elde edildiğinden asgari seviyede yapaylıklar içerir [30]. Ayrıca, öznitelik seviyesi veya sembol seviyesi gibi daha yüksek kaynaşma seviyeleri, görüntü öznitelik tanımlayıcıları ve olasılık değişkenleri biçimindeki bilgilerin kombinasyonudur.

Piksel-seviyesi yöntemler basitçe ikiye ayrılabilir; altuzay tabanlı ve dönüşüm tabanlı. Altuzay tabanlı yöntemler doğrudan kaynak görüntüdeki pikseller üzerinde işlem yapar. Bu yöntemlerden bazıları minimum veya maksimum seçim, ortalama, temel bileşen analizi [31] ve negatif olamayan matris ayrıştırma [32]. Dönüşüm tabanlı yöntemler; Laplace piramidi [33], ayrık dalgacık dönüşümü [34] ve örnek seyreltilmemiş çevritsel dönüşümdür [35]. Bu yöntemler insan görsel sistemi ile tutarlı olduklarından ve gerçek dünyadaki nesneler genellikle farklı ölçeklerdeki yapılardan oluştuğundan daha iyi başarımlar gösterebilirler ancak farklı kaynak görüntüler için aynı gösterimleri kullanırlar ve kaynak görüntülerde kenar ve çizgiler gibi aynı belirgin özelliklerini korumaya çalışırlar [45].

4.1. Kaynaştırma Yöntemleri

4.1.1. Altuzay Tabanlı Yöntemler

4.1.1.1. Temel Bileşen Analizi

Giriş görüntülerine temel bileşen analizi (PCA: Principle component analysis) uygulanarak ilişkili değişkenler ilişkisiz değişkenlere dönüşür. Giriş görüntüleri vektör formuna dönüştürülerek deneysel ortalamaları bu vektörden çıkartılır. Her görüntünün toplam piksel sayısı NN ile ifade edilmek üzere uzunluğu $NN \times 2$ boyutlu bir matris oluşturularak bu matrisin satırları kullanılarak kovaryans matrisi kestirilir. Kestirilen kovaryans matrisinin özvektör ve özdeğerler hesaplanır. (4.1)'deki λ_1 ve λ_2 sırasıyla V_1 ve V_2 özvektörlerine ait en büyük birinci ve ikinci özdeğerler olmak üzere p_1 ve p_2 normalize temel bileşenlerdir. Kaynaştırılmış görüntü (4.2)'deki gibi elde edilmiş olur. Burada y_1 ve y_2 kaynak imgeleri belirtmekle birlikte x kaynaşmış imgeyi ifade etmektedir [31], [45].

$$p_1 = \frac{V_1}{\sum_{i=1}^2 \lambda_i} \quad ve \quad p_2 = \frac{V_2}{\sum_{i=1}^2 \lambda_i} \quad (4.1)$$

$$x(m, n) = p_1 y_1(m, n) + p_2 y_2(m, n) \quad (4.2)$$

Bir görüntüye temel bileşen analizi kullanılarak görüntü verisinin fazlalık bilgisi azaltılabilir, ancak kaynaştırılmış görüntüde spektral bozulma meydana gelir.

4.1.1.2. Negatif Olamayan Matris Ayırışımı

Negatif-olmayan matris ayırıştırmada (NMF: Nonnegative matrix factorization) termal ve görünür imge $N \times M$ boyutlu bir y matrisi ile ifade edilmekte olup negatif olamayan w ve x faktör matrislerinin çarpımı olduğu yaklaşımı ile kaynaşmış imge (x) elde edilmeye çalışılır [32], [45].

$$y_{iu} \approx (wx)_{iu} = \sum_{a=1}^r w_{ia} x_{au} \quad (4.3)$$

(4.3)'teki ifadede w ve x faktör matrisi sırasıyla $N \times r$ ve $r \times M$ boyutlu olmak üzere $i=1:N$, $u=1:M$ ve $a=1:r$ şeklinde tanımlıdır. Bu çalışmada r parametresi $(N+M)r < NM$ şartını sağlamakta olup $r=1$ olarak seçilmiştir. (4.4)'te faktör matrislerini bulmak için kullanılan amaç fonksiyonu tanımlanmıştır.

$$F = \sum_{i=1}^n \sum_{u=1}^m [y_{iu} - (wx)_{iu}]^2 \quad (4.4)$$

(4.4)'teki amaç fonksiyonunda $w_{ia} > 0$ ve $x_{au} > 0$ (a bir tam sayı) koşuluyla tekrarlayan bir beklenti enbüyüklenme yaklaşımı ile yerel maksimuma ulaştırılır. Sonuçta x ve w faktör matrisleri elde edilmiş olur.

$$x_{au} = x_{au} \sum_i w_{iu} \frac{y_{iu}}{(wx)_{iu}} \quad (4.5)$$

(4.5)'teki ifadede elde edilen x faktör matrisi kaynaşmış imgeyi M boyutlu vektör olarak tanımlar.

4.1.2. Dönüşüm Tabanlı Yöntemler

4.1.2.1. Laplace Piramidi

Bu yöntem giriş görüntülerini farklı uzamsal çözünürlüklü alt imge parçalarına ayrıştırarak bir piramit yapısı oluşturmaktadır. Laplace piramidinin her bir katmanı iki Gauss fonksiyonun farkının orijinal giriş görüntüsü ile konvolüsyon işlemine tabi tutulması ile elde edilir. Üst üste bindirilen her bir katman orijinal giriş görüntüsünün bant geçiren süzgeçten geçirilmiş, örnek seyreltilmiş ve ölçeklenmiş versiyonudur. (4.6)'daki G^k ifadesi, y_1 imgesine ait Gauss piramidinin $k^{nıncı}$ ($k=1,2,\dots,N$) katmanını tanımlamaktadır.

$$G^0 = y_1 \quad (4.6)$$

$$G^{k+1} = [w_G * G^k]_{\downarrow 2}$$

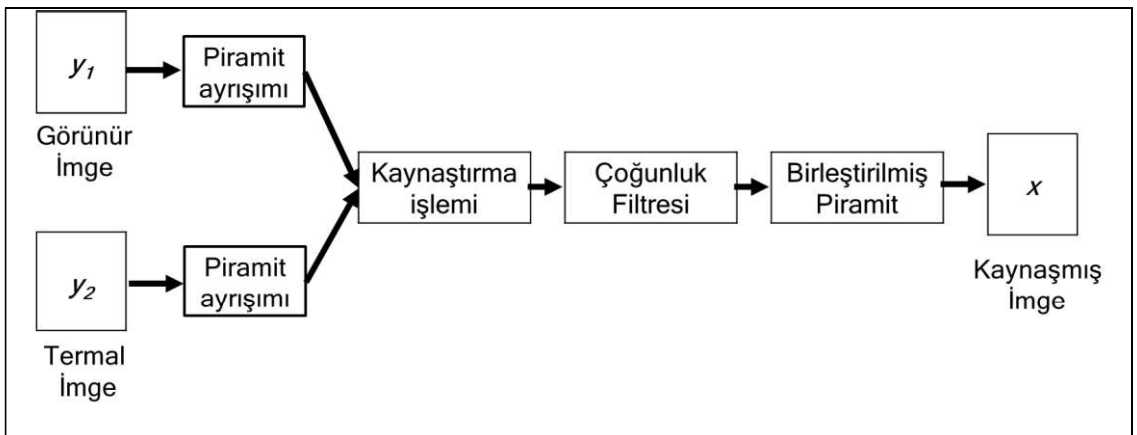
Burada, w_G çekirdeği ayrık Gauss fonksiyonundan elde edilmekte olup ‘*’ ifadesi konvolüsyon işlemini, $[\dots]_{\downarrow 2}$ ifadesi köşeli parantez içerisindeki imgenin 2 ile alt örneklenmiş olduğunu ve elde edilen G^{k+1} ifadesi ise değişken kesim frekanslı bir alçak geçişli süzgeçten geçirilmiş y_1 imgesini tanımlar. Belirtilen kesim frekansı her bir üst katmana geçişte bir önceki katmana göre iki kat azaltılır. Gauss piramidi orijinal giriş imgesinin alçak geçiren süzgeçten geçirilmiş kopyalarının bir kümesinden oluşur. (4.7)’deki $[\dots]_{\downarrow 2}$ ifadesi köşeli parantez içerisindeki imgenin 2 ile üst örneklenmiş kopyasını ve $k = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ ifadesi oluşturulan Laplace piramidinin katmanlarını tanımlar.

$$L^N = G^N$$

(4.7)

$$L^k = G^k - 4w_G * [G^{k+1}]_{\uparrow 2}$$

Şekil 4.1’deki giriş görüntülerine ait Laplace piramitlerinin elde edilmesinin ardından birleştirilmiş piramidi oluşturmak için bir kaynaştırma kuralı kullanılır. Bu kurallar seçme veya ortalama alma şeklinde olabilir. Seçme mantığına göre incelenen pencere için giriş görüntülerinden en uygun pencere seçilir ve bileşik piramide kopyalanır, uygun olmayan pencere ise atılır. Ortalama alma mantığına göre de giriş görüntülerindeki pencerelerin ortalaması alınır.



Şekil 4.1: Görünür ve termal imgenin LP yöntemiyle kaynaştırılması.

Şekil 4.1’te oluşturulmuş birleştirilmiş piramidin (4.8)’deki ters Laplace piramidi işlemlerine tabi tutulmasıyla $\hat{G}^0$ ile ifade edilen kaynaşmış imge x elde edilmiş olur.

$$\hat{G}^N = L^N \quad (4.8)$$

$$\hat{G}^k = L^k + 4w_G * [\hat{G}^{k+1}]_{\uparrow 2}$$

Burada $\hat{G}^0$ orijinal giriş görüntüsünün boyutuyla aynı olup $k = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ şeklinde ifade edilir.

4.1.2.2. Ayrık Dalgacık Dönüşümü

Dalgacık teorisinin imge işlemede genişçe kullanımı olup işaretin yerel zaman-frekans özelliklerini iyi bir şekilde ifade eder. (4.9)’da bir boyutlu $f(x)$ işaretine ait dalgacık dönüşümü ifadesi yer almaktadır. Burada, $\Psi_{a,b}$ (4.10) ana dalgacık fonksiyonu şeklinde tanımlı olup a ve b parametreleri sırasıyla ölçekleme ve ötelemeyi ifade etmektedir. (4.10)’daki ana dalgacık fonksiyonunda $a = 2^j$ ve $b = m2^j$ sabit değerler alıyorsa dönüşüm DWT adını alır. Burada, j ve m tamsayıdır.

$$W(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \Psi_{a,b}(x) dx \quad (4.9)$$

$$\Psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (4.10)$$

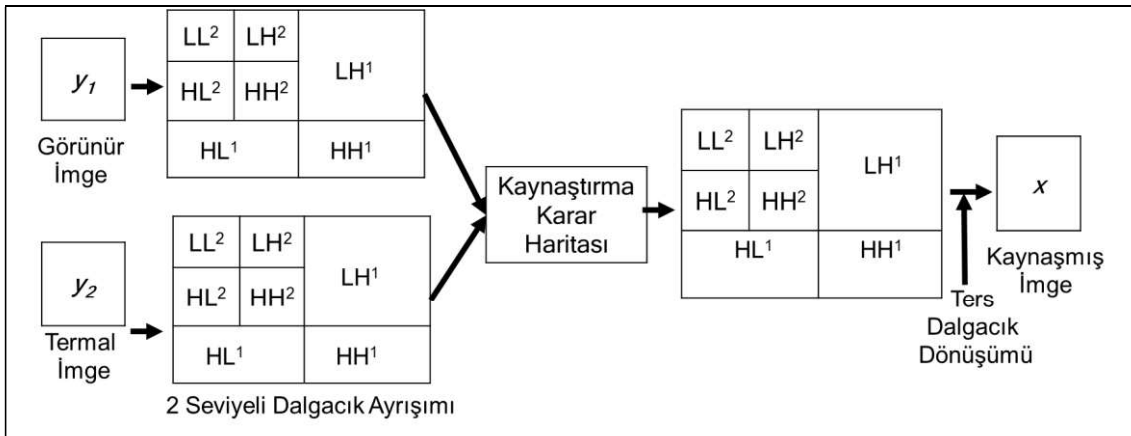
2 boyutlu DWT, görüntünün satır ve sütunlarına 1 boyutlu DWT’nin uygulanmasıyla elde edilir. Birinci seviyedeki bir ayrıştırma işlemi, giriş imgelerinin satır ve sütunlarına alçak geçiren (L) ve yüksek geçiren filtreler (H) uygulanmasının ardından alt örnekleme tabi tutarak yaklaşık bir alt imge (LL^1) ve yüksek frekanslı üç alt imge (LH^1 , HL^1 ve HH^1) oluşturur. Burada, LL^1 giriş imgesinin yumuşatılmış halini, LH^1 giriş imgesinin yatay yönünü, HL^1 dikey yönünü ve HH^1 ise köşegen yönündeki ayrıntılarını ifade etmektedir. Şekil 4.2’de benzer yaklaşımla giriş

imgesinin yumuşatılmış haline (LL^1) ikinci seviyede bir dalgacık dönüşümünün uygulanmasıyla alt imgeler (LL^2 , LH^2 , HL^2 ve HH^2) elde edilmiştir. Her bir ayrıştırma seviyesindeki görünür ve termal imgeye ait alt imgeler (4.6)'daki kaynaştırma kurallarına göre birleştirilmiş alt imgelere (4.7)'deki gibi ters ADD uygulanarak kaynaşmış imge elde edilir [34], [45].

$$\phi = w_1 * y_1(m, n) + w_2 * y_2(m, n) \quad (4.6)$$

$$x(m, n) = ADD^{-1}[\phi \{ ADD(y_1(m, n)), ADD(y_2(m, n)) \}] \quad (4.7)$$

(4.7)'de w_1 ve w_2 katsayıları ϕ kaynaştırma kuralına göre değişmekte olup sonuç imgesinin (m, n) konumuna karşılık gelen piksel değerini belirler. Bu tez kapsamında kaynaştırma kuralları, alçak frekanslı katsayılarda basit ortalama alınarak yüksek frekanslı katsayılarda ise maksimum mutlak değerli katsayıların seçilmesidir. Şekil 4.2'de DWT yönteminin kaynaştırma şeması gösterilmiştir.



Şekil 4.2: Görünür ve termal imgenin DWT yöntemiyle kaynaştırılması.

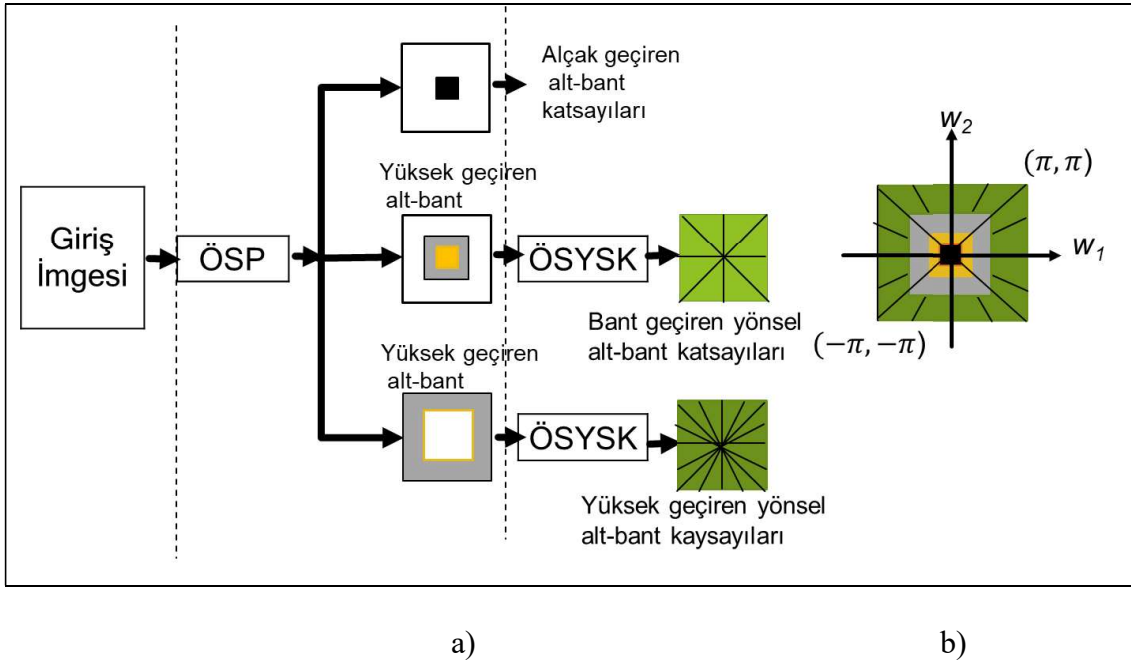
4.1.2.3. Örnek Seyretilmemiş Çevritsel Dönüşüm

NSCT giriş görüntülerinin hem uzamsal hem de frekans alanlarında çok ölçekli, çok yönlü ve iyi yerel özelliklerini almasıyla görüntülerin önemli geometrik özelliklerini yakalayabilir [35], [45].

NSCT, Çevritsel Dönüşüm (CT) [47] kayma değişmezliği özelliğinin de dahil edilmesiyle oluşturulur. CT yapısı, çok ölçekli ve çok yönlü analizlerden oluşur.

Laplace dönüşümü ile görüntünün çok ölçekli ayrışımı sağlanır. Bir LP ayrışımı ile orijinal giriş görüntüsüne ait alçak ve yüksek frekanslı alt bantlar bulunur. LP'nin her bir katmanını alçak frekanslı alt bant görüntüsü üzerinden elde edilir. K katmanlı bir piramit yapısı $K+1$ sonuç görüntüsü oluşturulur. LP ile oluşturulan tüm yüksek frekanslı alt bantlara yönlü süzgeç kümeleri (YSK) uygulanır. Burada L yönlü ayrışım yapıldığında 2^L yönlü alt bant görüntüleri oluşur. NSCT yönteminde kayma değişmezliği özelliği sebebiyle elde edilen tüm görüntülerin boyutları orijinal giriş görüntüleriyle aynıdır.

NSCT yapısı, örnek seyreltilmemiş piramitler (ÖSP) ve örnek seyreltilmemiş yönlü süzgeç kümelerinden (ÖSYSK) oluşur. Şekil 4.3'teki yapıdaki ilk katman çok ölçekli ayrışımı diğeri katman ise yönelenmeyi sağlar.



Şekil 4.3: a) NSCT temelli ayrışım şeması, b) NSCT ile elde edilen frekans ayrışımı.

Giriş görüntülerine ÖSP uygulanılarak alçak geçiren ve yüksek geçiren alt-bantlar oluşturulur. Ardından, bir ÖSYSK yüksek ve alçak geçiren alt-bant bileşenlerini çok yönlü alt-bantlara ayırıştırır ve kaynaştırma kuralı seçilir. Kaynaştırma kuralı, alçak geçiren bantlarda giriş imgelerinin katsayılarının ortalaması alınarak oluşturulur. Tüm diğer ölçeklerde ise o katsayının etrafındaki pencerede bölge enerjisi hesaplanır.

$$E_{y_1}(m, n) = \sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 \sum_{s=2}^S \sum_{d=2}^D W(i+3, j+3) \left(C_{y_1}^{\{s,d\}}(m+i, n+j) \right)^2 \quad (4.8)$$

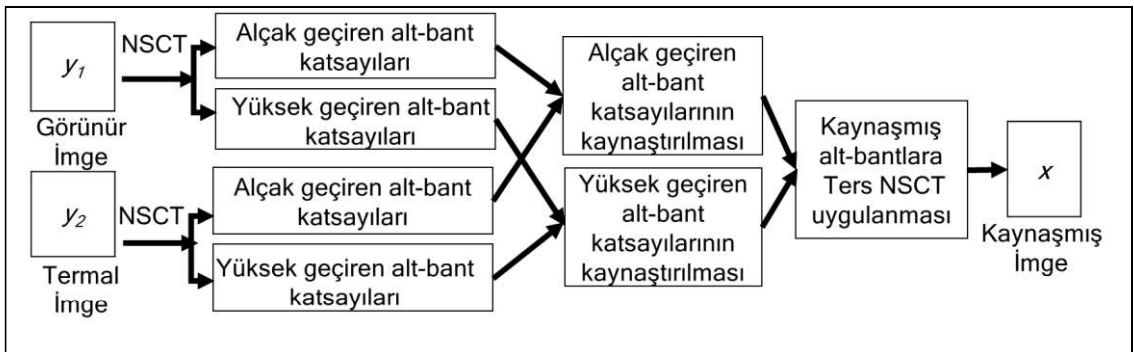
(4.8) – (4.9)’da $E_{y_1}(m, n)$ ifadesi y_1 imgesindeki (m, n) konumuna ait bölge enerjisini, $C_{y_1}^{\{s,d\}}(m, n)$ bir NSCT katsayısını ifade etmek üzere s ölçek sayısını d yön sayısını W ise bir pencereyi ifade etmektedir. (4.10)’da ise W penceresi belirtilmiştir.

$$C_x^{\{s,d\}}(m, n) = \begin{bmatrix} C_{y_1}^{\{s,d\}}(m, n) & E_{y_1}(m, n) \geq E_{y_2}(m, n) \\ C_{y_2}^{\{s,d\}}(m, n) & \text{diğer} \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

$$W = \frac{1}{256} \begin{bmatrix} 4 & 4 & 4 & 4 & 4 \\ 4 & 16 & 16 & 16 & 4 \\ 4 & 16 & 64 & 16 & 4 \\ 4 & 16 & 16 & 16 & 4 \\ 4 & 4 & 4 & 4 & 4 \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

Kaynaştırma katsayısı $C_x^{\{s,d\}}(m, n)$ (4.9)’daki gibi seçilmektedir. Burada E_{y_1} ve E_{y_2} giriş imgelerine ait bölge enerjileri olup yeniden yapılandırılma işleminden sonra ters NSCT uygulanılarak kaynaştırma işlemi gerçekleşmiş olur. Şekil 4.4’te NSCT yönteminin kaynaştırma şeması gösterilmiştir.

Görüntü ayrıştırma ve birleştirme sürecinde, NSCT yönteminde örnekleme işlemi yoktur. Bu nedenle, her bir alt-bant görüntüsü görüntünün orijinal boyutuyla uyumludur. Bu durum NSCT’nin dönüşümlü değişmezliğini, spektrum örtüşmesi ve Gibbs olgusu problemlerinin çözümünü sağlar.



Şekil 4.4: Görünür ve termal imgenin NSCT yöntemiyle kaynaştırılması.

4.2. Kalite Değerlendirilmesi

Referans imgesi olmadan kaynaşmış imgenin kalitesini değerlendirmek oldukça zor bir adımdır. Araştırmacılar bir imgenin kalitesini değerlendirmek için pek çok kalite metriği önermişlerdir. Zheng Liu ve diğ., oniki kalite metriğini dört farklı grupta sınıflandırmıştır [38]. Bu metriklerden karşılıklı bilgi (MI: Mutual Information), imge öznitelik tabanlı metrik $Q^{AB/F}$, kaynaştırma kaybı $L^{AB/F}$, kaynaştırma yapaylığı $N^{AB/F}$, imge kenar tabanlı metrik Q_E , ortalama gradyan (AG) ve uzamsal frekans (SF) metrikleri kullanılmıştır.

4.2.1. MI

MI, iki rastgele değişkenin istatistiksel bağımlılığını yansıtır ve ilgili imge çiftinin imge yoğunluk dağılımındaki benzerliği ölçer. Yüksek MI değeri kaynak imgelerden kaynaşmış imgeye daha çok bilginin geçtiğini gösterir. (4.11)'de tanımlanan MI metriğinde A , B ve F üç ayrık rastgele değişken olmak üzere h_{AF} A ve F imgelerinin normalize ortak gri-seviye histogramını, h_{BF} B ve F imgelerinin normalize ortak gri-seviye histogramını ve $h_K(i)$ ($K = A, B$ ve F) A , B ve F imgelerinin normalize marjinal histogramını ifade etmektedir [36].

$$MI_F^{AB} = MI(A, F) + MI(B, F) \quad (4.11)$$

$$= \sum_{i,j} \left(h_{AF}(i,j) \log_2 \frac{h_{AF}(i,j)}{h_A(i)h_F(j)} + h_{BF}(i,j) \log_2 \frac{h_{BF}(i,j)}{h_B(i)h_F(j)} \right)$$

4.2.2. $Q^{AB/F}$

Xydeas ve Petrovic tarafından geliştirilen $Q^{AB/F}$ metriği, giriş imgelerinden kaynaşmış imgeye aktarılan kenar bilgisinin miktarını ölçmek için kullanılır [37]. Bu metrik değeri yükseldikçe kaynaşmış imgenin giriş imgelerinden daha fazla kenar bilgisi içerdiğini gösterir. (4.12)'de tanımlanan $Q^{AB/F}$ metriğinde A , B ve F görüntü çiftlerini belirtmek üzere Q^{KF} ($K = A, B$) K ile F imge çiftine ait kenar bilgi korunumunu ifade eder. Burada, L sabit bir değer olmak üzere A ve B imgelerine ait

ağırlık katsayıları sırasıyla $w^A(m, n) = [g_A(m, n)]^L$ ve $w^B(m, n) = [g_B(m, n)]^L$ olarak tanımlıdır. (4.13)'te Q^{KF} ($K = A, B$) ifadesi kenar mukavemeti Q_g^{KF} (4.14) ve yönelim korunumu Q_α^{KF} (4.16) olarak belirtilen iki parametrenin çarpımı olarak tanımlıdır. (4.14)'teki denklemdeki kenar mukavemetinin Q_g^{AF} hesaplanabilmesi için bağıl mukavemet (G^{AF}) ve [37]'de belirtilen Γ_g, k_g, σ_g sabitlerinin bilinmesi gerekmektedir. G^{AF} hesabı (4.15)'te yapılmakta olup buradaki $g_A(m, n)$ ifadesine (4.16)'da yer alan giriş imgesine $A(m, n)$ Sobel kenar operatörü uygulanmasıyla ulaşılır. Burada $s_A^x(m, n)$ ve $s_A^y(m, n)$ yatay ve dikey yöndeki Sobel yapısal elemanlarıyla konvolüsyon sonucudur. (4.17)'deki yönelim korunumunun Q_α^{KF} hesaplanabilmesi için yönelim (A^{AF}) ve [37]'de belirtilen $\Gamma_\alpha, k_\alpha, \sigma_\alpha$ sabitlerinin bilinmesi gerekmektedir. Buradaki A^{AF} ifadesinin hesabı (4.18)'de yapılmaktadır. (4.18)'deki denklemdeki $\alpha_A(m, n)$ ifadesi yönelim olarak belirtilmekte olup hesabı (4.19)'da yapılmaktadır.

$$Q^{AB/F} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M Q^{AF}(m, n)w^A(m, n) + Q^{BF}(m, n)w^B(m, n)}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (w^A(m, n) + w^B(m, n))} \quad (4.12)$$

$$Q^{AF}(m, n) = Q_g^{AF}(m, n)Q_\alpha^{AF}(m, n), \quad Q^{BF}(m, n) = Q_g^{BF}(m, n)Q_\alpha^{BF}(m, n) \quad (4.13)$$

$$Q_g^{AF}(m, n) = \frac{\Gamma_g}{1 + e^{k_g (G^{AF}(m, n) - \sigma_g)}} \quad (4.14)$$

$$G^{AF}(m, n) = \left\{ \begin{array}{ll} \frac{g_F(m, n)}{g_A(m, n)}, & g_A(m, n) > g_F(m, n) \\ \frac{g_A(m, n)}{g_F(m, n)}, & \text{diğer} \end{array} \right\} \quad (4.15)$$

$$g_A(m, n) = \sqrt{s_A^x(m, n)^2 + s_A^y(m, n)^2} \quad (4.16)$$

$$Q_\alpha^{AF}(m, n) = \frac{\Gamma_\alpha}{1 + e^{k_\alpha (A^{AF}(m, n) - \sigma_\alpha)}} \quad (4.17)$$

$$A^{AF}(m, n) = \frac{||\alpha_A(m, n) - \alpha_F(m, n)| - \pi/2|}{\pi/2} \quad (4.18)$$

$$\alpha_A(m, n) = \arctan\left(\frac{s_A^x(m, n)}{s_A^y(m, n)}\right) \quad (4.19)$$

4.2.3. $L^{AB/F}$

Kaynaştırma kaybı $L^{AB/F}$, kaynaştırma süreci boyunca gerçekleşen bilgi kaybını ölçen bir metriktir. (4.15)'te yer alan $L^{AB/F}$ metriğinde $Q^{KF}(K = A, B)$ ifadesi F imgesinin A ve B imgeleriyle oluşturduğu kenar bilgi korunumunu ifade ederken $r(m, n)$ ifadesi ise (4.14)'te kaynaşmış imgenin gradyanın giriş imgesinin gradyanından küçük olduğu durumdaki kaynaştırma kaybının konumunu tanımlar [37]. Kaynaşmış imgeye giriş imgelerinden gelen kenar bilgi korunumunun mümkün olduğunca yüksek miktarda olması istenildiğinden kaynaştırma kaybının değerinin sıfıra yakın olması tercih edilir.

$$r(m, n) = \begin{cases} 1, & g_F(m, n) < g_A(m, n) \text{ veya } g_F(m, n) < g_B(m, n) \\ 0, & \text{diğer} \end{cases} \quad (4.14)$$

$$L^{AB/F} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M r(m, n) [(1 - Q^{AF}(m, n))w^A(m, n) + (1 - Q^{BF}(m, n))w^B(m, n)]}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (w^A(m, n) + w^B(m, n))} \quad (4.15)$$

4.2.4. $N^{AB/F}$

Kaynaştırma yapaylığı $N^{AB/F}$, kaynaştırma işlemi ile oluşturulan kaynaşmış imgenin giriş imgeleriyle ilişkili özneliliklerinin olmadığına görsel bilgisidir. (4.17)'de ifade edilen $N^{AB/F}$ metriğinde, $g_A(m, n)$, $g_B(m, n)$ ve $g_F(m, n)$ sırasıyla A , B ve F imgelerine ait gradyan büyüklüğünü tanımlar. (4.16)'da ifade edilen $AM(m, n)$ ise kaynaşmış imgenin gradyanının giriş gradyanından büyük olduğu piksel konumlarındaki kaynaştırma yapaylığının tanımlar [37]. Kaynaşmış imgedeki yapaylık ve gürültünün etkisinin mümkün oldukça olması gerektiğinden kaynaştırma yapaylığının değerinin sıfıra yakın olması tercih edilir.

$$AM(m, n) = \begin{cases} 1, & g_F(m, n) > g_A(m, n) \text{ veya } g_F(m, n) > g_A(m, n) \\ 0, & \text{diğer} \end{cases} \quad (4.16)$$

$$N^{AB/F} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M AM(m, n) [(1 - Q^{AF}(m, n))w^A(m, n) + (1 - Q^{BF}(m, n))w^B(m, n)]}{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (w^A(m, n) + w^B(m, n))} \quad (4.17)$$

4.2.5. Q_E

Piella ve Heijmans, Wang [40] tarafından oluşturulan evrensel Q indeksini dayalı olarak kaynaşmış imgeleri değerlendirmek için iki kalite indeksi tanımlamıştır; Q_W ve Q_E [39]. (4.19)'da ifade edilen metriklerin hesaplanabilmesi için $Q_0(A, F|w)$ ile ifade edilen yerel Q indeksi, (4.18)'de yer alan Q_0 indeksinin A ve F görüntü çifti üzerinde kayan bir w penceresiyle hesaplanmasıyla oluşturulur. Burada, μ_A , μ_B ve μ_F A , B ve F imgelerine ait ortalama değerler olmak üzere σ_A , σ_B , σ_F sırasıyla A , B ve F imgelerine ait varyansı ve σ_{AF} , σ_{BF} ise sırasıyla F imgesinin A ve B imgeleriyle oluşturduğu kovaryansı ifade eder.

$$Q_0(A, F) = \frac{4\sigma_{AF}\mu_A\mu_F}{(\sigma_A^2 + \sigma_F^2)(\mu_A^2 + \mu_F^2)}, Q_0(B, F) = \frac{4\sigma_{BF}\mu_B\mu_F}{(\sigma_B^2 + \sigma_F^2)(\mu_B^2 + \mu_F^2)} \quad (4.18)$$

$$Q_W(A, B, F) = \sum_{w \in W} c(w) [\lambda(w)Q_0(A, F|w) + (1 - \lambda(w))Q_0(B, F|w)] \quad (4.19)$$

$$Q_E = Q_W(A, B, F) \cdot Q_W(\dot{A}, \dot{B}, \dot{F})^\alpha \quad (4.20)$$

(4.19)'daki $\lambda(w)$ ağırlığı eşitlik (4.21)'deki gibi tanımlanır. Burada, $s(A|w)$ yerel bir imge belirginliği ölçütüdür. Peilla tarafından yapılan uygulamada, $s(A|w)$ ve $s(B|w)$ sırasıyla A ve B imgelerine ait varyansın w pencere içerisindeki sonucudur.

$$\lambda(w) = \frac{s(A|w)}{s(A|w) + s(B|w)} \quad (4.21)$$

(4.22)'de $c(w)$ katsayısı ifade edilmiştir.

$$c(w) = \frac{\max[s(A|w), s(B|w)]}{\sum_{w' \in W} s(A|w') + s(B|w')} \quad (4.22)$$

(4.20)'deki $Q_W(\dot{A}, \dot{B}, \dot{F})$ ifadesi $\dot{A}, \dot{B}$ ve $\dot{F}$ gibi kenar imgeleriyle hesaplanan Q_W değeridir. Bu eşitlikte α kenar-bağımlı bilginin ağırlığını etkileyen elle ayarlanabilir bir parametredir.

4.2.6. AG

AG metriği, kaynaşmış imgenin detayları ve dokusu gibi temsil yeteneklerini ifade eder. (4.23)'e göre hesaplanan AG metriğinin değeri yükseldikçe imgenin keskinliği artar. Burada yer alan M ve N sırasıyla F imgesindeki satır ve sütun adedini belirtmektedir [42].

$$AG = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sqrt{(F(m, n) - F(m+1, n))^2 + (F(m, n) - F(m, n+1))^2} \quad (4.23)$$

4.2.7. SF

SF metriği, imgenin uzamsal değişimini ve detaylarının netliğini ifade eder. SF metrik değeri yükseldikçe kaynaşmış imgenin keskinliği artar. (4.25) – (4.26)'da yer alan M ve N sırasıyla F imgesindeki satır ve sütun adedini belirtmektedir [41].

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (4.24)$$

$$RF = \sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (F(m, n) - F(m, n-1))^2} \quad (4.25)$$

$$CF = \sqrt{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (F(m, n) - F(m-1, n))^2} \quad (4.26)$$

5. DENEYSEL ÇALIŞMALAR

5.1. Görüntü Veri Kümesi

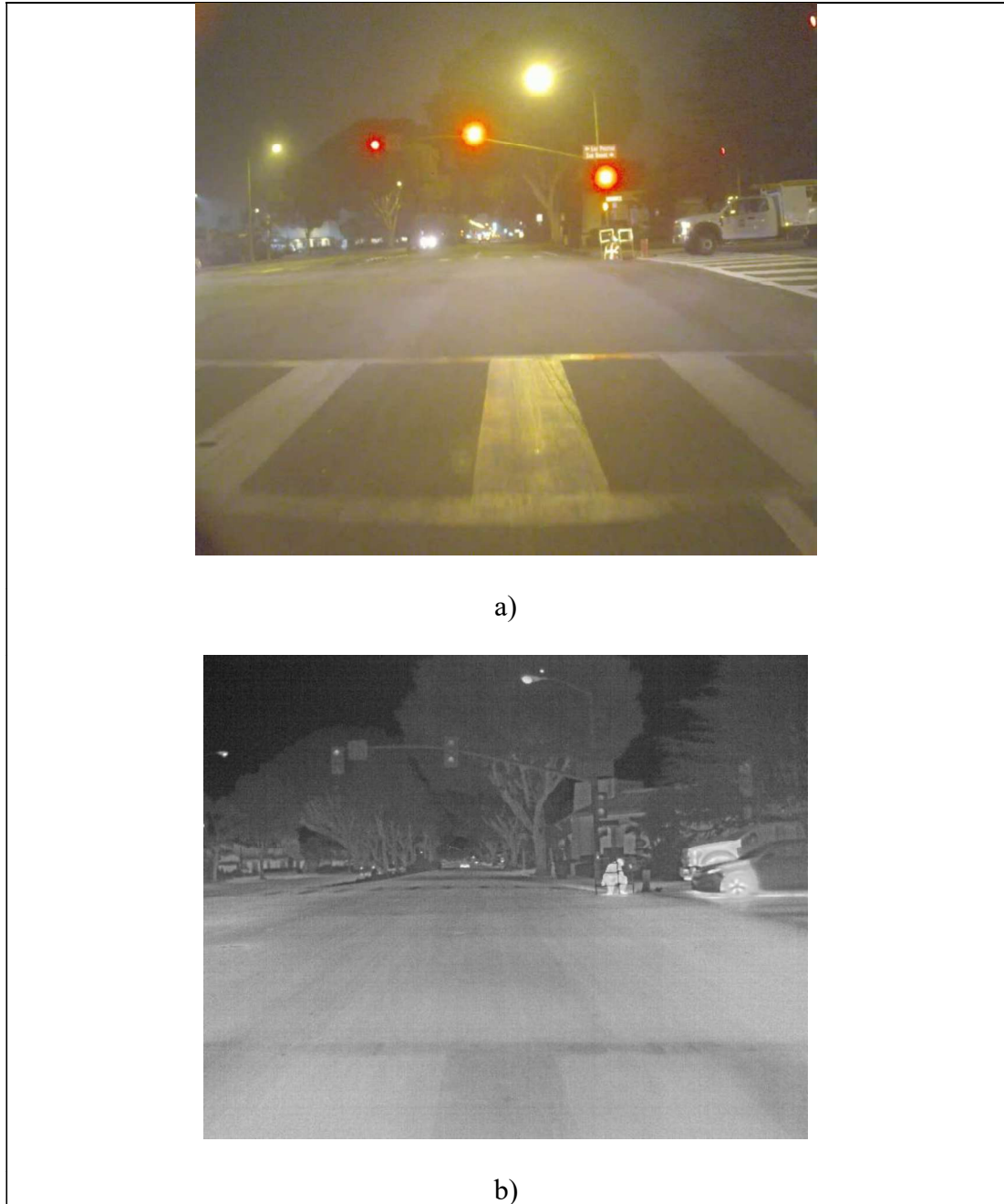
Tez kapsamında kullanılan çakıştırılmamış imgeler FLIR-ADAS [42] ve TNO [43] veri kümelerinden elde edilmiştir.

FLIR-ADAS veri kümesi, bir taşıt üzerine RGB ve termal kameranın (8 – 12 μ m) monte edilmesi ile gündüz ve gece vakitlerinde gözlenen insan, bisiklet, araba, köpek ve diğer taşıtlarından oluşan çakıştırılmamış termal ve RGB imgeler içermektedir. Bu veri kümesi nesne tespiti, derin öğrenme uygulamalarına yönelik geliştirilmiştir. Bundan dolayı, eğitim, doğrulama ve test aşamalarına yönelik imgeler içermektedir. 8865 eğitim verisi, California Santa Barbara konumundan değişik hava koşullarından alınmış olup bu imgelerin %60'ı gündüz %40 ı ise gece çekilmiştir. Termal imgeler 3 mm f/1.0, 45-derece HFOV ve 37-derece VFOV özelliklerine sahip FLIR Tau2 adlı kameradan elde edilmiştir. RGB imgeler 4-8 mm f/1.4-16 mega piksel lense sahip FLIR BlackFly adlı kameradan 1280x512 metreden alınmıştır. Bu görüntü veri kümesindeki RGB imgeler 3 kanallı 8 bit jpg uzantılı, termal imgeler ise tek kanallı jpeg uzantılıdır.

TNO veri kümesi, Hollanda'da bir araştırma merkezi olan TNO Savunma, Güvenlik ve Emniyet'te mevcut olup ATHENA projesi kapsamında yapılan düşük görünürlükte gözlem, hedef tespiti ve navigasyon amaçlarıyla oluşturulan çakıştırılmamış görünür ve termal imgeler içermektedir. Bu imgelerde insan, ev, otomobil, ağaç gibi nesneler bulunmaktadır. ATHENA kamera sistemi termal görüntüleme (8 – 12 μ m) yapan bir Lion Advance kızılötesi kamerasına (Görüş açısı (FOV) 7.8x5.9 derece) ve görünür görüntüleme yapan HVCCD kamerasına (Görüş açısı (FOV) 8.1x6.1 derece) sahiptir. Termal kamera, HV kamerasının yanına veya üstüne paralel olarak monte edilmiştir.

5.1.1. Görüntü 1 Veri Kümesi

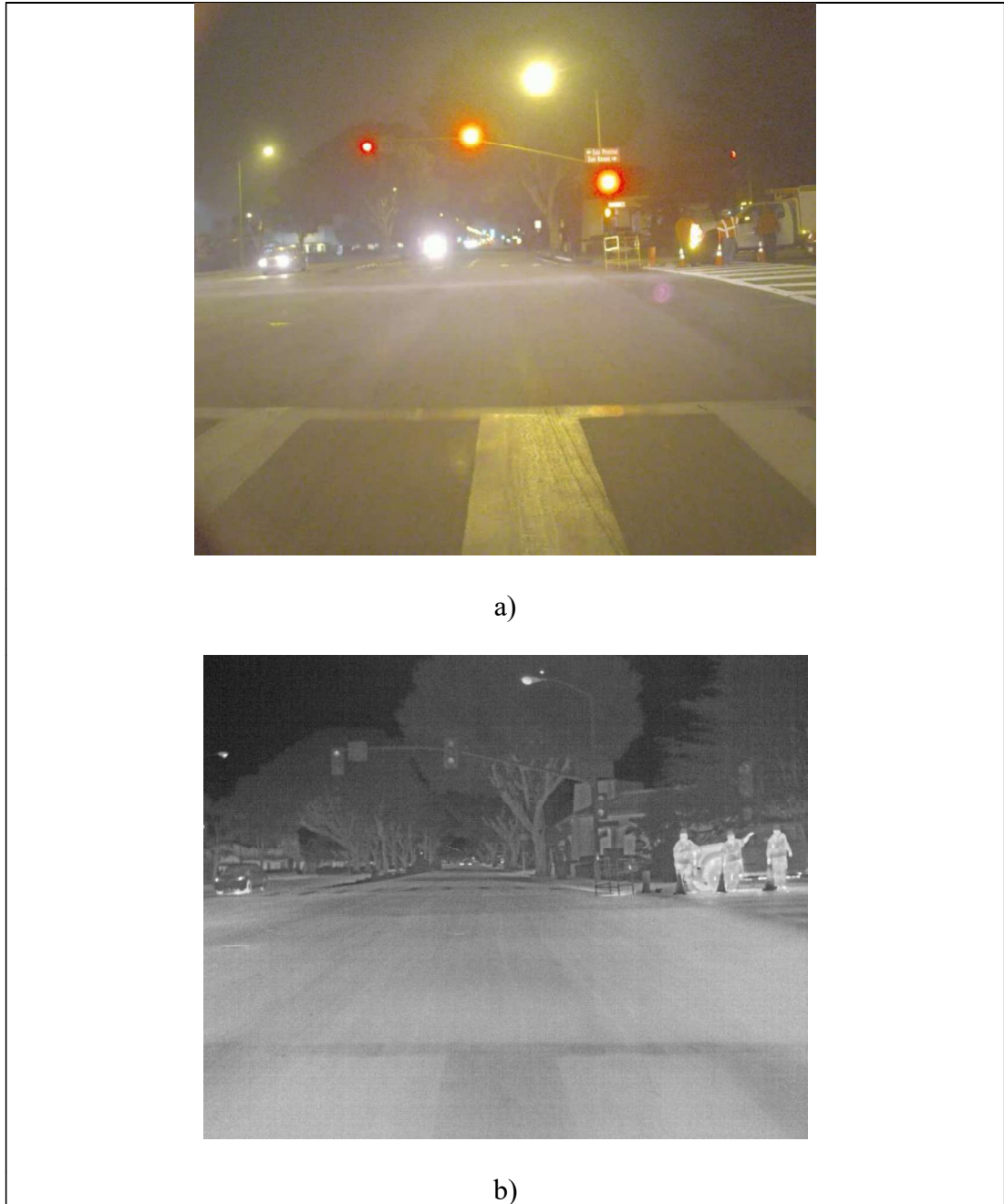
FLIR-ADAS veri kümesinden alınan FLIR_04059 adlı gece görüntü verisi insan, kamyonet, yaya geçidi, sokak lambası, trafik levhası ve ışıklarından oluşmaktadır. Şekil 5.1’de yer alan RGB imge 3 kanallı 8 bit olup çözünürlüğü 1800x1600 pikseldir. Termal imge tek kanallı olup çözünürlüğü 640x512 pikseldir.



Şekil 5.1: a) RGB imge - FLIR_04059.jpg, b) Termal imge - FLIR_04059.jpeg.

5.1.2. Görüntü 2 Veri Kümesi

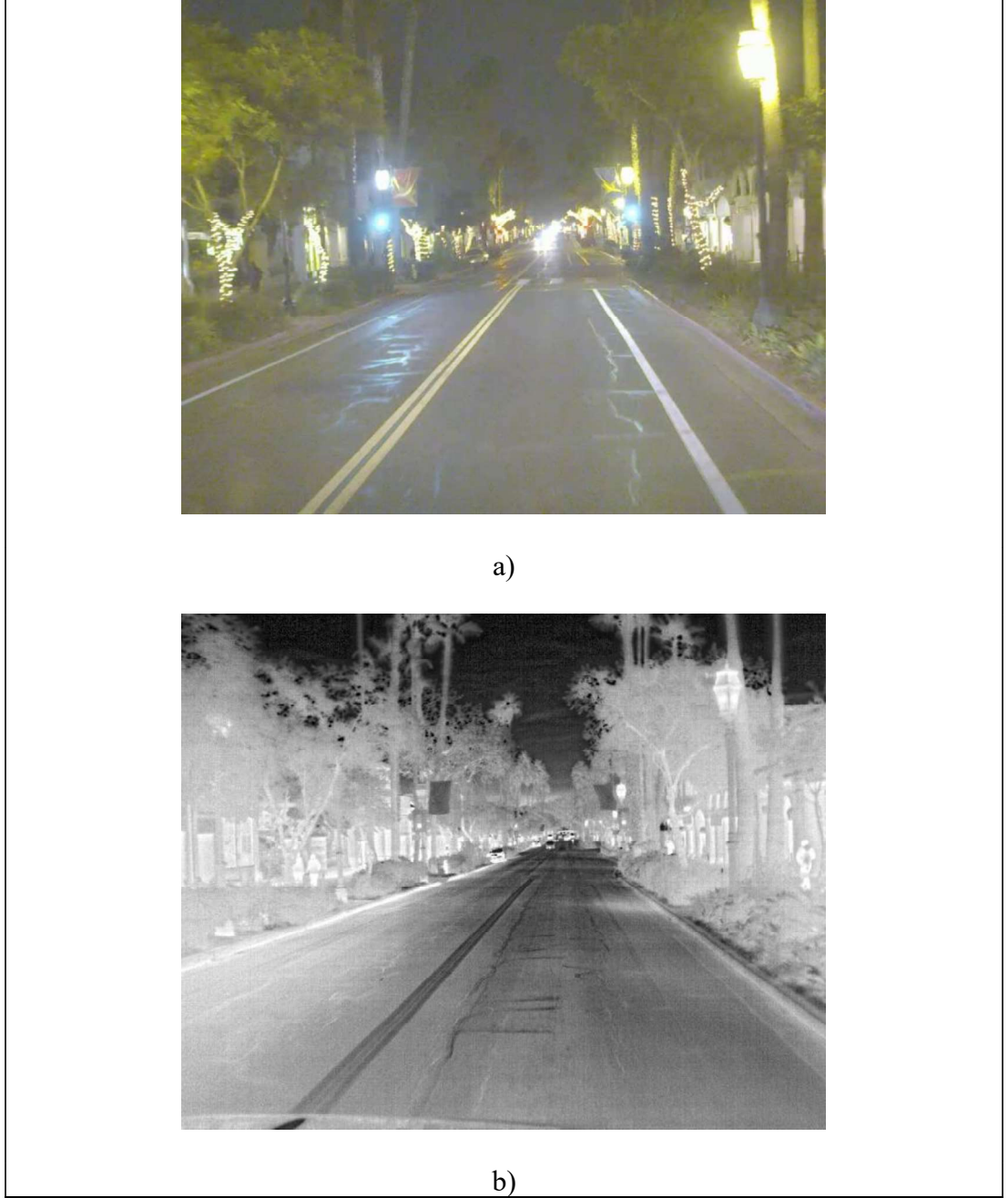
FLIR-ADAS veri kümesinden alınan FLIR_04076 adlı gece görüntü verisi insan, kamyonet, yaya geçidi, trafik levhası ve ışıklarından oluşmaktadır. Şekil 5.2’de yer alan RGB imge 3 kanallı 8 bit olup çözünürlüğü 1800x1600 pikseldir. Termal imge tek kanallı olup çözünürlüğü 640x512 pikseldir.



Şekil 5.2: a) RGB imge - FLIR_04076.jpg, b) Termal imge - FLIR_04076.jpeg.

5.1.3. Görüntü 3 Veri Kümesi

FLIR-ADAS veri kümesinden alınan FLIR_07044 adlı gece görüntü verisi ev, ağaç, otomobil, yol çizgileri, sokak lambası, trafik levhası ve ışıklarından oluşmaktadır. Şekil 5.3'te yer alan RGB imge 3 kanallı 8 bit olup çözünürlüğü 1280x1024 pikseldir. Termal imge tek kanallı olup çözünürlüğü 640x512 pikseldir.



Şekil 5.3: a) RGB imge - FLIR_07044.jpg, b) Termal imge - FLIR_07044.jpeg.

5.1.4. Görüntü 4 Veri Kümesi

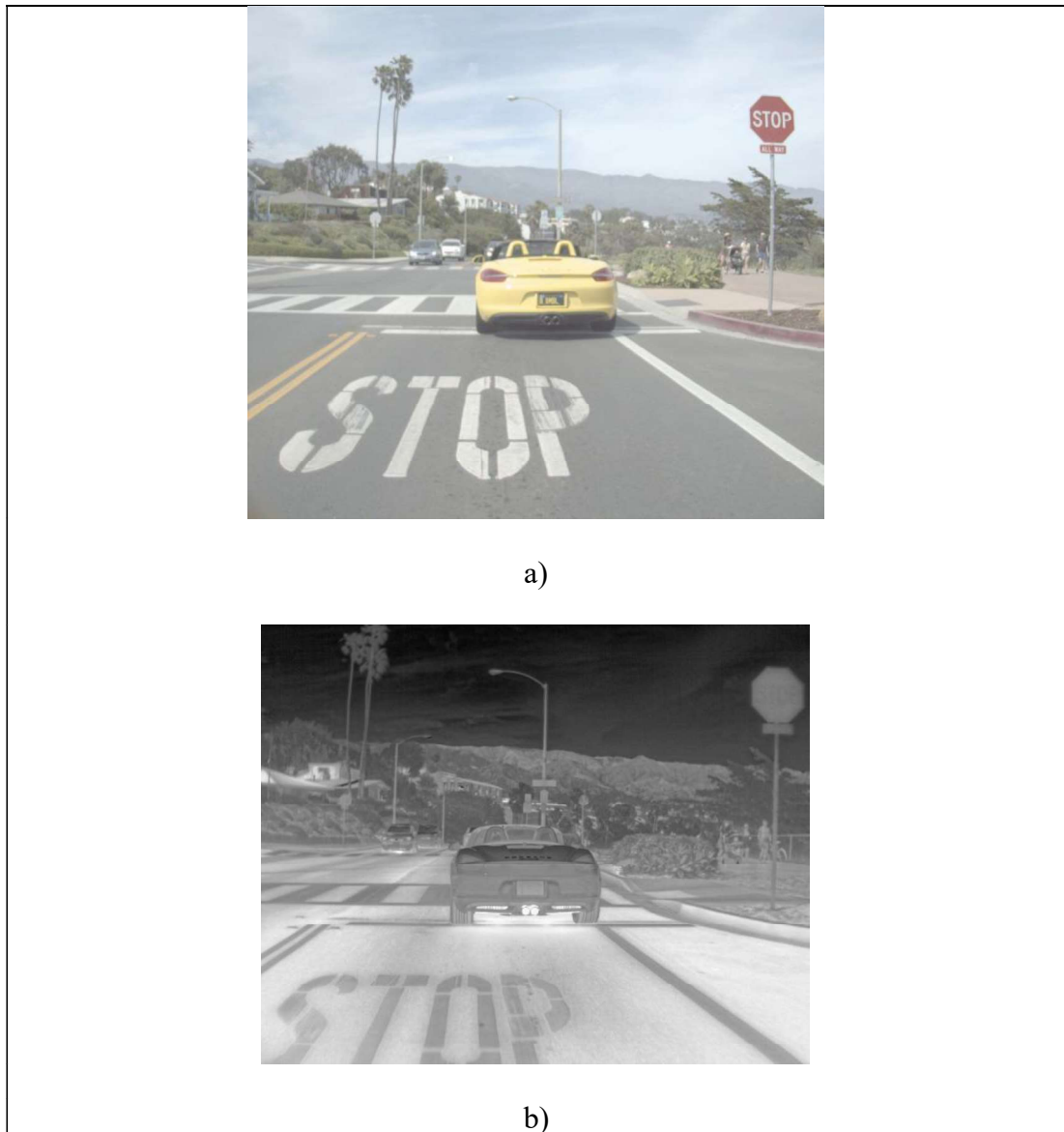
TNO veri kümesinden alınan meting020-1001 adlı veri insan, pencere ve çeşitli direklerden oluşmaktadır. Şekil 5.4'te yer alan görünür imge, meting020-1001-1, tek kanallı 16 bit tiff uzantılı olup çözünürlüğü 768x576 pikseldir. Termal imge, meting020-1001-2, tek kanallı 16 bit tiff uzantılı olup çözünürlüğü 768x576 pikseldir.



Şekil 5.4: a) Görünür imge - meting020-1001-1.tiff, b) Termal imge - meting020-1001-2.tiff.

5.1.5. Görüntü 5 Veri Kümesi

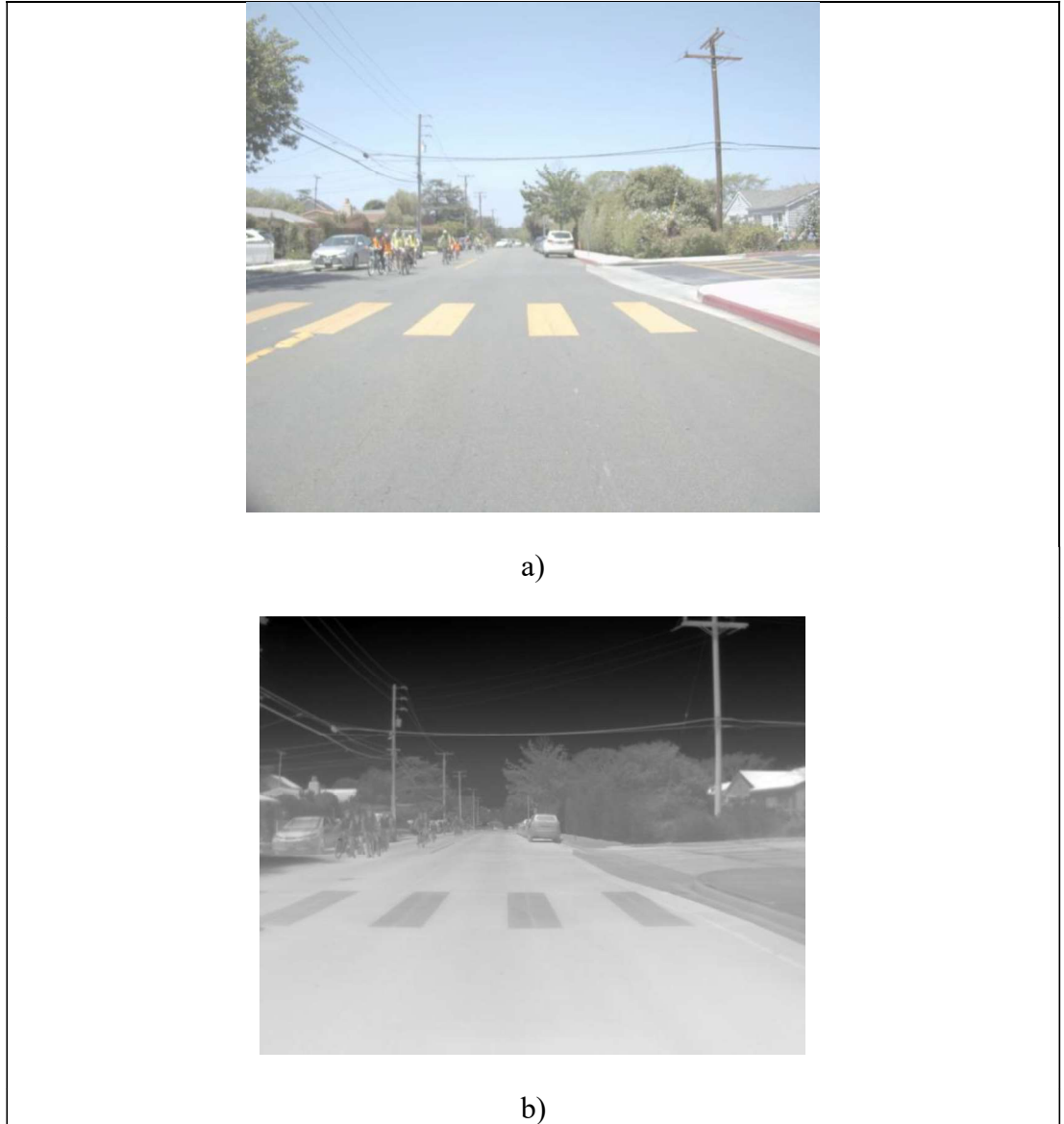
FLIR-ADAS veri kümesinden alınan FLIR_03283 adlı gündüz görüntü verisi kameraya yakın mesafede sarı bir otomobil, stop levhası, stop yazılı yol çizgisinden, uzak mesafede ise sokak lambası, evlerin çatılarını ve birden fazla otomobilden oluşmaktadır. Genel olarak kameraya karışık mesafelerde insanlar, otomobiller, trafik levhaları, yol çizgileri, evler ve sokak lambasını içermektedir. Şekil 5.5'te yer alan RGB ve termal imgelerin çözünürlüğü sırasıyla 1800x1600 ve 640x512 pikseldir.



Şekil 5.5: a) RGB imge - FLIR_03283.jpg, b) Termal imge - FLIR_03283.jpeg.

5.1.6. Görüntü 6 Veri Kümesi

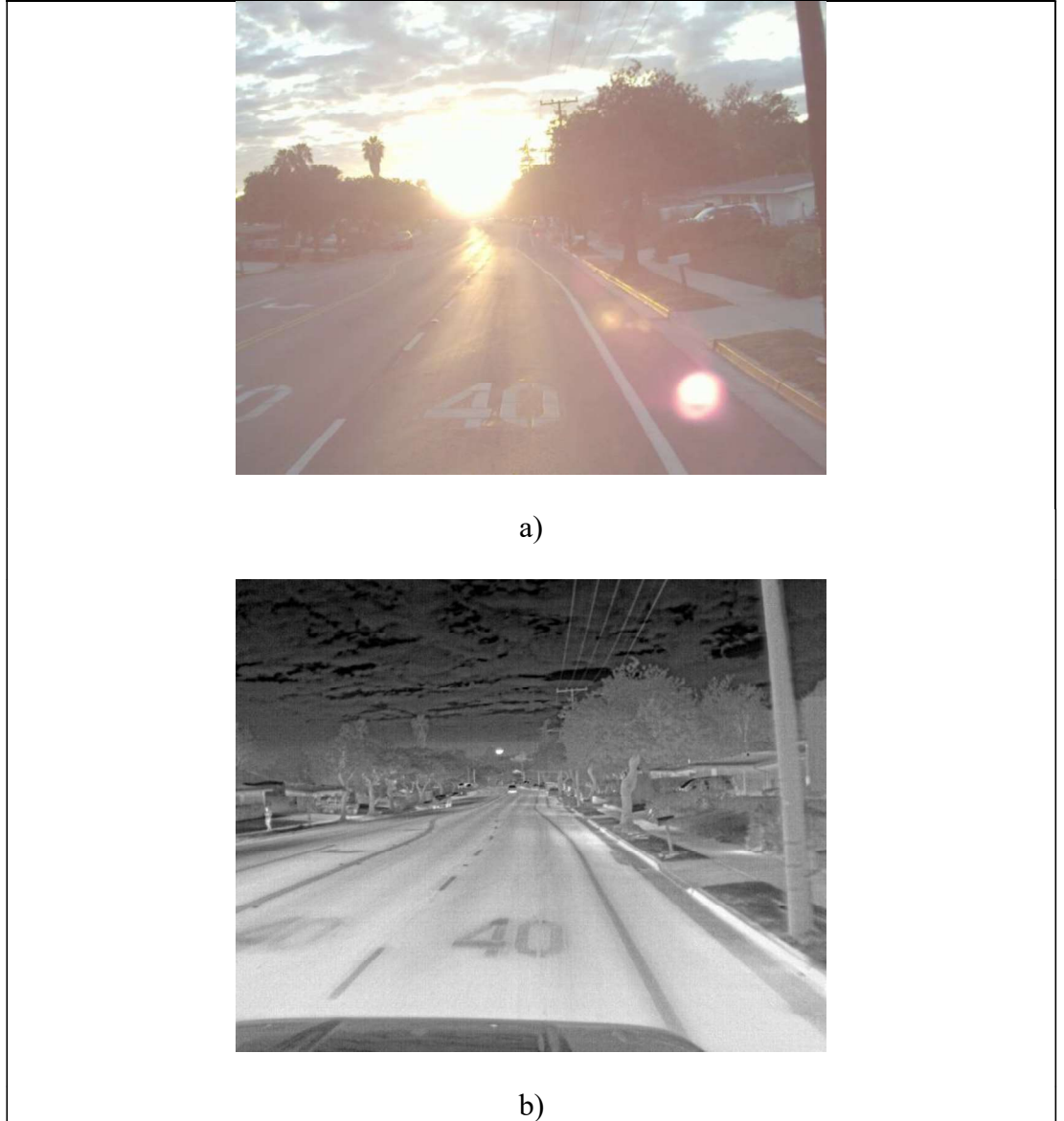
FLIR-ADAS veri kümesinden alınan FLIR_01815 adlı gündüz görüntü verisi kameraya yakın mesafede yaya geçidini, uzak mesafede ise elektrik direklerini, evlerin çatılarını ve birden fazla otomobili içermektedir. Genel olarak kameraya karışık mesafede bisikletliler, otomobiller, yaya geçitleri ve evler mevcuttur. Şekil 5.6'daki RGB ve termal imgelerin çözünürlüğü sırasıyla 1800x1600 ve 640x512 pikseldir.



Şekil 5.6: a) RGB imge - FLIR_01815.jpg, b) Termal imge - FLIR_01815.jpeg.

5.1.7. Görüntü 7 Veri Kümesi

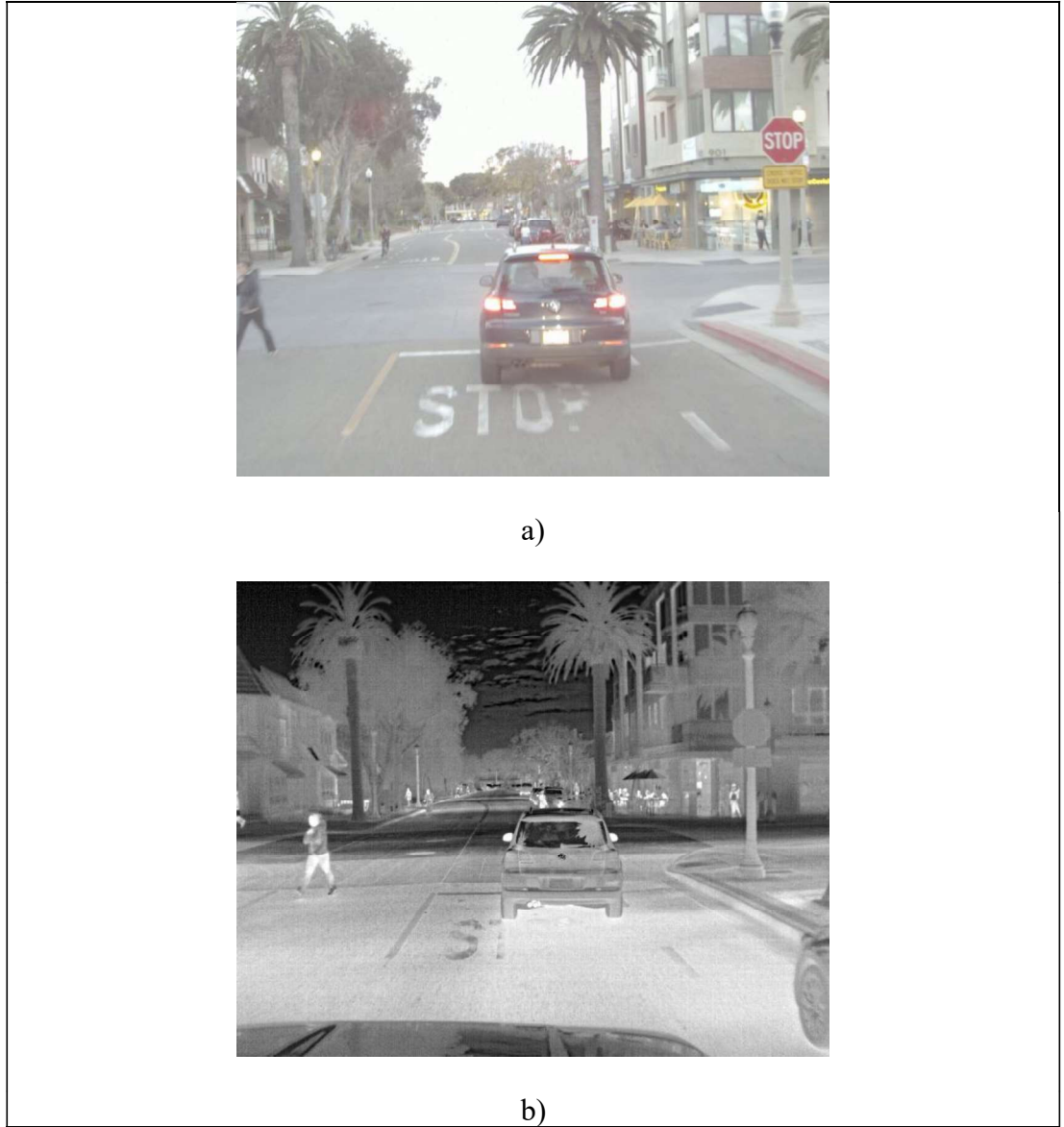
FLIR-ADAS veri kümesinden alınan FLIR_08632 adlı gündüz görüntü verisi kameraya yakın mesafede hız limitini ifade eden yol çizgilerinden, uzak mesafede elektrik direkleri, evlerin çatıları ve birden fazla otomobilden oluşmaktadır. Genel olarak kameraya karışık mesafede yol çizgileri, otomobiller ve evleri içermektedir. Şekil 5.7'deki RGB imge 3 kanallı 8 bit jpg uzantılı olup çözünürlüğü 1280x1024 pikseldir. Termal imge tek kanallı jpeg uzantılı olup çözünürlüğü 640x512 pikseldir.



Şekil 5.7: a) RGB imge - FLIR_08632.jpg, b) Termal imge - FLIR_08632.jpeg.

5.1.8. Görüntü 8 Veri Kümesi

FLIR-ADAS veri kümesinden alınan FLIR_08751 adlı gündüz görüntü verisi kameraya yakın mesafede bir adet otomobil, stop yazılı yol çizgilerini, uzak mesafede sokak lambası, apartman pencereleri ve birden fazla otomobili içermektedir. Karışık mesafede ise stop yazılı yol çizgisi, otomobiller ve apartmanları içermektedir. Şekil 5.8'daki RGB imge 1280x1024 ve termal imge 640x512 piksel çözünürlüğündedir.



Şekil 5.8: a) RGB imge - FLIR_08751.jpg, b) Termal imge - FLIR_08751.jpeg.

5.2. Görüntü Çakıştırma Deneysel Çalışmalar

5.2.1. Görüntü 1, 2, 3 ve 4 Veri Kümelerinin Geometrik Dönüşümü

Görüntü çakıştırma işleminden önce tüm veri kümelerindeki RGB imgeler gri-seviye imgelere dönüştürülmüştür. Görüntü 1, 2, 5 ve 6 nolu veri kümelerindeki RGB imgeler yüksek çözünürlükte olması sebebiyle 0,4 oranında yeniden boyutlanmıştır.

Görüntü 1 ve 2 nolu veri kümesi için görüntü çakıştırma işlemi şu sırada gerçekleşmiştir; ilk olarak Görüntü 5 ve 6 nolu veri kümelerindeki görüntülerden kameralara yakın, uzak ve karışık uzaklıklardaki farklı anahtar noktaları elle seçilmiş ve eşleştirilmiştir. Eşleştirilen anahtar noktalar kullanılarak termal imgeden gri-seviye imge üzerine “benzeşim” ve “afin” geometrik dönüşüm yöntemlerinden faydalanılarak geometrik dönüşüm parametrelerinin kestirimi yapılmıştır. Görüntü 5 ve 6 veri kümesi için elde edilen dönüşüm modeli parametreleri kullanılarak Görüntü 1 ve 2 nolu gece veri kümesi içerisindeki termal imgelerden gri-seviye imgeler üzerine görüntü çakıştırma işlemi gerçekleştirilirken “çift-doğrusal”, “en yakın komşu” ve “çift-kübik” aradeğerleme yöntemleri kullanılmıştır.

Görüntü 3 veri kümesi için görüntü çakıştırma işlemi şu sırada gerçekleşmiştir; ilk olarak Görüntü 7 ve 8 nolu veri kümelerindeki görüntülerden kameralara yakın, uzak ve karışık uzaklıklardaki farklı anahtar noktaları elle seçilmiş ve eşleştirilmiştir. Eşleştirilen anahtar noktalar kullanılarak termal imgeden gri-seviye imge üzerine “benzeşim” ve “afin” geometrik dönüşüm yöntemlerinden faydalanılarak geometrik dönüşüm parametrelerinin kestirimi yapılmıştır. Görüntü 5 ve 6 veri kümesi için elde edilen dönüşüm modeli parametreleri kullanılarak Görüntü 1 ve 2 nolu gece veri kümesi içerisindeki termal imgelerden gri-seviye imgeler üzerine görüntü çakıştırma işlemi gerçekleştirilirken “çift-doğrusal”, “en yakın komşu” ve “çift-kübik” aradeğerleme yöntemleri kullanılmıştır.

Görüntü 4 veri kümesi için; ilk olarak manuel olarak Görüntü 4 veri kümesindeki termal ve görünür görüntülerden sadece karışık mesafelerde anahtar noktaları seçilmiştir. Bunun sebebi görüntüdeki nesnelerin birbirine çok yakın olmasıdır. Anahtar noktaların elle eşleştirilmesinin akabinde görünür imgeden termal imge üzerine “benzeşim” ve “afin” geometrik dönüşüm yöntemlerinden faydalanılarak geometrik dönüşüm parametrelerinin kestirimi yapılmıştır. Bu referans geometrik

dönüşüm parametrelerine bağlı olarak “çift-doğrusal”, “en yakın komşu” ve “çift-küçük” aradeğerleme yöntemleri kullanılarak görüntü çakıştırma işlemi gerçekleştirilmiştir.

5.2.2. Veri Kümelerine ait Deneysel Sonuçlar

Görüntü çakıştırma işlemi ile oluşturulan hizalanmış imgelerin düzgün bir şekilde değerlendirilmesi için tüm görüntü veri kümeleri kırpma işlemine tabi tutulmuştur. Şekil 5.9’da gösterildiği üzere kırpma işlemi gerçekleştirilirken çakışan kısımlardan mümkün olduğunca az piksel kaybının olması amacıyla imge boyutları mümkün olduğunca büyük tutulmaya çalışılmıştır. Ardından, hizalanmış imgenin kalitesi SSIM, CC ve PSNR metrikleri ile değerlendirilmiştir.



Şekil 5.9: Görüntü 3 veri kümesine ait çakıştırılmış ve kırpılmış gri-seviye imge.

Görüntü 1 veri kümesindeki gri-seviye imge ve hizalanmış termal imge üzerinde seçilen bölge 492x392 boyutunda kırpılmıştır. Tablo 5.1’de elde edilen metrik sonuçları verilmiştir. Burada SSIM, CC ve PSNR metrik sonuçlarına göre en başarılı görüntü çakıştırma kalitesi Görüntü 5 veri kümesinden kameraya karışık mesafedeki anahtar noktalarının seçilmesi ile elde edilmiştir. Karışık mesafeden sonraki başarı sıralaması şu şekildedir; karışık, uzak ve yakın. Bu veri kümesi için en iyi geometrik

dönüşüm kestirimi afin dönüşümle elde edilmiştir. Aradeğerleme yöntemi, kenar tabanlı SSIM metriğine bakılarak çift-doğrusal yöntemi seçilmiştir.

Görüntü 2 veri kümesindeki gri-seviye ve hizalanmış termal imge üzerinde seçilen bölge 553x355 boyutunda kırpılmıştır. Tablo 5.2’de elde edilen metrik sonuçları verilmiştir. Burada SSIM, CC ve PSNR metrik sonuçlarına göre en başarılı görüntü çakıştırma kalitesi Görüntü 5 veri kümesinden kameraya karışık mesafedeki anahtar noktalarının seçilmesi ile elde edilmiştir. Karışık mesafeden sonraki başarı sıralaması şu şekildedir; karışık, uzak ve yakın. Bu veri kümesi için en iyi geometrik dönüşüm kestirimi afin dönüşümle elde edilmiştir. Aradeğerleme yöntemi, kenar tabanlı SSIM metriğine bakılarak çift-doğrusal yöntemi seçilmiştir.

Görüntü 3 veri kümesindeki termal imge ve hizalanmış gri-seviye imge üzerinde seçilen bölge 480x360 boyutunda kırpılmıştır. Tablo 5.3’te elde edilen metrik sonuçları verilmiştir. Burada SSIM, CC ve PSNR metrik sonuçlarına göre en başarılı görüntü çakıştırma kalitesi Görüntü 7 veri kümesinden kameraya uzak mesafedeki anahtar noktalarının seçilmesi ile elde edilmiştir. Uzak mesafeden sonraki başarı sıralaması şu şekildedir; uzak, karışık ve yakın. Bu veri kümesi için en iyi geometrik dönüşüm kestirimi afin dönüşümle elde edilmiştir. Aradeğerleme yöntemi, kenar tabanlı SSIM metriğine bakılarak en yakın komşu yöntemi seçilmiştir.

Görüntü 4 veri kümesindeki termal imge ve hizalanmış gri-seviye imge üzerinde seçilen bölge 590x442 boyutunda kırpılmıştır. Tablo 5.4’te elde edilen metrik sonuçları verilmiştir. Burada, en iyi geometrik dönüşüm kestirimi benzeşim dönüşümüyle çift doğrusal aradeğerlendirme yöntemi ile elde edilmiştir. Her ne kadar CC metriği afin dönüşümde daha yüksek olsa da SSIM metriğindeki en küçük bir farkın görüntü üzerindeki etkisi olumsuz olabilmektedir. Bu sebeple benzeşim dönüşümü tercih edilmiştir.

Tüm veri kümelerindeki kameralara göre yakın, uzak ve karışık mesafelerdeki referans geometrik dönüşüm sonuçlarına bakıldığında genel olarak karışık mesafedeki anahtar noktalarının seçilmesi ve afin dönüşümü ile başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Afin dönüşümünün tercihinde diğer bir kıstas ise daha fazla parametreyi dikkate almasıdır.

Genel olarak tüm veri kümelerindeki aradeğerleme yöntemine bağlı sonuçlar incelendiğinde SSIM ve CC metriğinin başarı sıralaması çift doğrusal, çift kübik ve en

yakın komşu şeklindedir; PSNR metriğinin başarı sıralaması en yakın komşu, çift doğrusal ve çift kübik şeklindedir.

Tablo 5.1: Görüntü 5 ve 6 Veri Kümelerinden seçilen anahtar noktaları kullanılarak bulunan geometrik dönüşümlerin Görüntü 1 Veri Kümesine uygulanarak Çakıştırılmış İmgeye ait Metrik Sonuçları.

Görüntü 1 Veri Kümesi		Referans A. N. V. K.	Görüntü 5 veri kümesi anahtar noktaları ile			Görüntü 6 veri kümesi anahtar noktaları ile		
			Metrik Sonuçları			Metrik Sonuçları		
A. N.'nin Kameraya Göre Konumu	Dönüşüm Türü	aradeğerleme yöntemi	SSIM	CC	PSNR	SSIM	CC	PSNR
YAKIN	Afin	ç. doğrusal	0,4644	0,2010	13,4358	0,4894	0,2422	13,5306
		e. y. komşu	0,4640	0,1999	13,6065	0,4783	0,2411	13,7595
		ç. kübik	0,4617	0,2004	13,6327	0,4865	0,2415	13,7909
	Benzeşim	ç. doğrusal	0,4950	0,2429	13,6146	0,4897	0,2460	13,6174
		e. y. komşu	0,4824	0,2416	13,7285	0,4812	0,2439	13,7471
		ç. kübik	0,4897	0,2421	13,7717	0,4864	0,2451	13,8170
UZAK	Afin	ç. doğrusal	0,4934	0,2481	13,6951	0,4985	0,2493	13,8000
		e. y. komşu	0,4858	0,2461	13,9112	0,4881	0,2471	13,8304
		ç. kübik	0,4898	0,2473	13,8957	0,4935	0,2485	13,8908
	Benzeşim	ç. doğrusal	0,4951	0,2487	13,8590	0,4966	0,2487	13,8499
		e. y. komşu	0,4856	0,2468	13,8365	0,4871	0,2466	13,8263
		ç. kübik	0,4888	0,2478	13,9054	0,4880	0,2479	13,9102
KARIŞIK	Afin	ç. doğrusal	0,5054	0,2515	13,8996	0,5090	0,2500	13,8476
		e. y. komşu	0,4884	0,2495	13,8787	0,4915	0,2482	13,8302
		ç. kübik	0,4970	0,2507	13,9024	0,4990	0,2492	13,8494
	Benzeşim	ç. doğrusal	0,5006	0,2492	13,7325	0,4950	0,2491	13,6972
		e. y. komşu	0,4942	0,2477	13,7891	0,4897	0,2475	13,8155
		ç. kübik	0,4942	0,2484	13,8905	0,4902	0,2483	13,8505

Tablo 5.2: Görüntü 5 ve 6 Veri Kümelerinden seçilen anahtar noktaları kullanılarak bulunan geometrik dönüşümlerin Görüntü 2 Veri Kümesine uygulanarak Çakıştırılmış İmgeye ait Metrik Sonuçları.

Görüntü 2 Veri Kümesi		Referans A. N. V. K.	Görüntü 5 veri kümesi anahtar noktaları ile			Görüntü 6 veri kümesi anahtar noktaları ile		
			Metrik Sonuçları			Metrik Sonuçları		
A. N.'nin Kameraya Göre Konumu	Dönüşüm Türü	aradeğerleme yöntemi	SSIM	CC	PSNR	SSIM	CC	PSNR
YAKIN	Afin	ç. doğrusal	0,5062	0,1777	13,6340	0,5246	0,2213	13,9751
		e. y. komşu	0,4234	0,1765	13,7446	0,4367	0,2202	13,9780
		ç. kübik	0,4704	0,1772	13,7338	0,4891	0,2205	14,0030
	Benzeşim	ç. doğrusal	0,5273	0,2227	13,9616	0,5278	0,2264	13,9873
		e. y. komşu	0,4374	0,2212	13,9580	0,4406	0,2248	13,9921
		ç. kübik	0,4870	0,2219	13,9846	0,4870	0,2257	14,0149
UZAK	Afin	ç. doğrusal	0,5242	0,2217	13,9809	0,5283	0,2260	13,9684
		e. y. komşu	0,4411	0,2202	14,0196	0,4423	0,2243	14,0274
		ç. kübik	0,4883	0,2209	14,0461	0,4880	0,2254	14,0398
	Benzeşim	ç. doğrusal	0,5292	0,2245	13,9670	0,5315	0,2255	13,9771
		e. y. komşu	0,4410	0,2227	14,0200	0,4419	0,2235	14,0225
		ç. kübik	0,4906	0,2237	14,0403	0,4856	0,2248	14,0268
KARIŞIK	Afin	ç. doğrusal	0,5322	0,2289	14,0078	0,5286	0,2278	13,9804
		e. y. komşu	0,4432	0,2276	14,0548	0,4424	0,2259	14,0396
		ç. kübik	0,4884	0,2282	14,0642	0,4882	0,2270	14,0508
	Benzeşim	ç. doğrusal	0,5318	0,2255	13,9924	0,5407	0,2264	14,0320
		e. y. komşu	0,4495	0,2241	14,0113	0,4426	0,2249	14,0244
		ç. kübik	0,4903	0,2248	14,0276	0,4990	0,2257	14,0477

Tablo 5.3: Görüntü 7 ve 8 Veri Kümelerinden seçilen anahtar noktaları kullanılarak bulunan geometrik dönüşümlerin Görüntü 3 Veri Kümesine uygulanarak gerçekleştirilen Çakıştırılmış İmgeye ait Metrik Sonuçları.

Görüntü 3 Veri Kümesi		Referans A. N. V. K.	Görüntü 7 veri kümesi anahtar noktaları ile			Görüntü 8 veri kümesi anahtar noktaları ile		
			Metrik Sonuçları			Metrik Sonuçları		
A. N.'nin Kameraya Göre Konumu	Dönüşüm Türü	aradeğerleme yöntemi	SSIM	CC	PSNR	SSIM	CC	PSNR
YAKIN	Afin	ç. doğrusal	0,2206	0,1518	9,1867	0,2218	0,1930	9,1587
		e. y. komşu	0,2268	0,1513	9,5364	0,2417	0,1923	10,0424
		ç. kübik	0,2218	0,1513	9,3001	0,2252	0,1923	9,3359
	Benzeşim	ç. doğrusal	0,2227	0,1964	9,0463	0,2278	0,1941	9,3704
		e. y. komşu	0,2549	0,1956	10,5024	0,2440	0,1934	10,1820
		ç. kübik	0,2380	0,1957	9,6551	0,2391	0,1933	9,8997
UZAK	Afin	ç. doğrusal	0,2492	0,2049	9,3830	0,2445	0,2045	9,2129
		e. y. komşu	0,2654	0,2041	10,1981	0,2647	0,2035	10,1560
		ç. kübik	0,2501	0,2042	9,4970	0,2525	0,2038	9,5747
	Benzeşim	ç. doğrusal	0,2481	0,2028	9,3923	0,2394	0,2043	9,0868
		e. y. komşu	0,2471	0,2020	9,5036	0,2718	0,2034	10,5439
		ç. kübik	0,2472	0,2021	9,4449	0,2482	0,2036	9,4537
KARIŞIK	Afin	ç. doğrusal	0,2280	0,1868	9,1621	0,2313	0,1947	9,4917
		e. y. komşu	0,2494	0,1859	10,1555	0,2412	0,1936	10,0671
		ç. kübik	0,2405	0,1861	9,6999	0,2364	0,1939	9,7818
	Benzeşim	ç. doğrusal	0,2393	0,2025	9,1440	0,2206	0,1954	9,0609
		e. y. komşu	0,2605	0,2013	10,0932	0,2342	0,1944	9,6663
		ç. kübik	0,2426	0,2018	9,3233	0,2223	0,1946	9,1787

Tablo 5.4: Görüntü 4 Veri Kümesinden seçilen anahtar noktaları kullanılarak bulunan geometrik dönüşümlerin Görüntü 4 Veri Kümesine uygulanarak gerçekleştirilen karşıtırmaların Metrik Sonuçları.

Görüntü 4 Veri Kümesi		Referans A. N. V. K.	Görüntü 4 veri kümesi anahtar noktaları ile		
			Metrik Sonuçları		
A. N.'nin Kameraya Göre Konumu	Dönüşüm Türü	aradeğerleme yöntemi	SSIM	CC	PSNR
KARIŞIK	Afin	ç. doğrusal	0,4028	0,2622	8,5086
		e. y. komşu	0,4042	0,2617	8,5778
		ç. kübik	0,3998	0,2616	8,5069
	Benzeşim	ç. doğrusal	0,4125	0,2496	8,6199
		e. y. komşu	0,4075	0,2486	8,6169
		ç. kübik	0,4095	0,2491	8,6182

5.3. Görüntü Kaynaştırma Deneysel Sonuçlar

5.3.1. Verilerin Test Aşaması

Tez çalışması kapsamında “Görüntü 1”, “Görüntü 2”, “Görüntü 3” ve “Görüntü 4” veri kümelerine ait hizalanmış termal ve gri-seviye imgeler üzerinden verilen kaynaştırma yöntemlerinin performansları değerlendirilmiştir. Tüm veri kümeleri içerisinde LP ve DWT yöntemlerinde ayrışım seviyesi 3, DWT için ana dalgacık fonksiyonu ‘Daubechies1’, NSCT yöntemindeki ilk adımdaki ÖSP yapısı ($K = 4$) seviyeli ‘pyrexc’ ölçek filtresi, ikinci adımdaki ÖSYSK yapısında ise $\{L = 2, 3, 3, 4\}$ ‘vk’ yönlenme filtresi olarak seçilmiştir.



Şekil 5.10: Görüntü 1 veri kümesine ait; a) Gri-seviye imge, b) Hizalanmış termal imge.



Şekil 5.11: Görüntü 2 veri kümesine ait; a) Gri-seviye imge, b) Hizalanmış termal imge.



Şekil 5.12: Görüntü 3 veri kümesine ait; a) Hizalanmış gri-seviye imge, b) Termal imge.



Şekil 5.13: Görüntü 4 veri kümesine ait; a) Hizalanmış gri-seviye imge, b) Termal imge.

5.3.2. Veri Kümelerine ait Deneysel Sonuçlar

Görüntü çakıştırma işlemlerinden sonra oluşturulan hizalanmış görüntüler Şekil 5.10 – Şekil 5.13’te gösterilmiştir. Bu görüntülere PCA, LP, DWT, NSCT ve NMF yöntemleri kullanılarak termal ve gri-seviye imgeler kaynaştırılmıştır. Ardından, kaynaşmış imgelerin farklı açılardan özelliklerinin yorumlanabilmesi için karşılıklı bilgi (MI), imge öznitelik tabanlı metrik $Q^{AB/F}$, $L^{AB/F}$, $N^{AB/F}$, imge kenar tabanlı metrik Q_E , ortalama gradyan (AG) ve uzamsal frekans (SF) metrikleri kullanılmıştır.

Tablo 5.5'te "Görüntü 1 veri kümesi" içerisindeki hizalanmış termal ve gri-seviye imgeye ait kaynaştırma metrik sonuçları verilmiş olup Şekil 5.14'te ise kaynaşmış imgelerin görsel sonuçları verilmiştir. Metrik sonuçları değerlendirildiğinde PCA yöntemi MI ve AG metrik değerlerine göre yüksek olmasına karşın diğer tüm metriklerde başarısız olmuştur. Bu durum oluşturduğu kaynaşmış imgenin doku olarak termal imgeye fazlaca benzemesi ile açıklanabilir. LP yöntemi $Q^{AB/F}$, $L^{AB/F}$ ve SF metriklerinde en başarılı olmuştur. NMF yöntemi $N^{AB/F}$ metriğinde, NSCT yöntemi Q_E metriğinde, DWT yöntemi ise herhangi bir metrikte başarılı olamamıştır. Bunda etkili olan seçilen ayrıştırma seviyesidir.

Tablo 5.6'da "Görüntü 2 veri kümesi" içerisindeki hizalanmış termal ve gri-seviye imgeye ait kaynaştırma metrik sonuçları verilmiş olup Şekil 5.15'te ise kaynaşmış imgelerin görsel sonuçları verilmiştir. Metrik sonuçları değerlendirildiğinde PCA yöntemi MI metrik değerine göre yüksek olmasına karşın diğer tüm metriklerde başarısız olmuştur. Bu durum oluşturduğu kaynaşmış imgenin doku olarak termal imgeye fazlaca benzemesi ile açıklanabilir. LP yöntemi $Q^{AB/F}$, $L^{AB/F}$ ve Q_E metriklerinde en başarılı olmuştur. NMF yöntemi $N^{AB/F}$ metriğinde, DWT yöntemi AG ve SF metriklerinde başarılı olmuştur. NSCT yöntemi ise herhangi bir metrikte birinci olamamıştır. Bu yöntemin metrik değerleri ilgili tabloda incelendiğinde LP yönteminin sonuçlarına oldukça yakın olduğu görülmüştür.

Tablo 5.7'de "Görüntü 3 veri kümesi" içerisindeki termal ve hizalanmış gri-seviye imgeye ait kaynaştırma metrik sonuçları verilmiş olup Şekil 5.16'da ise kaynaşmış imgelerin görsel sonuçları verilmiştir. Metrik sonuçları değerlendirildiğinde PCA yöntemi MI metrik değerine göre yüksek olmasına karşın $N^{AB/F}$ hariç tutulmak üzere diğer tüm metriklerde başarısız olmuştur. Bu durum oluşturduğu kaynaşmış imgenin doku olarak termal imgeye fazlaca benzemesi ile açıklanabilir. LP yöntemi $Q^{AB/F}$, $L^{AB/F}$ ve Q_E metriklerinde en başarılı olmuştur. NMF yöntemi $N^{AB/F}$ metriğinde, DWT yöntemi AG ve SF metriklerinde başarılı olmuştur. NSCT yöntemi ise herhangi bir metrikte başarılı olamamıştır. Bu yöntemin metrik değerleri ilgili tabloda incelendiğinde LP yönteminin sonuçlarına oldukça yakın olduğu görülmüştür.

Tablo 5.8'de "Görüntü 4 veri kümesi" içerisindeki termal ve hizalanmış gri-seviye imgeye ait kaynaştırma metrik sonuçları verilmiş olup Şekil 5.17'de ise kaynaşmış imgelerin görsel sonuçları verilmiştir. Metrik sonuçları

değerlendirildiğinde PCA yöntemi MI metrik değerine göre yüksek olmasına karşın diğer tüm metriklerde başarısız olmuştur. Bu durum oluşturduğu kaynaşmış imgenin doku olarak termal imgeye fazlaca benzemesi ile açıklanabilir. NSCT yöntemi $Q^{AB/F}$ ve $L^{AB/F}$ metriklerinde en başarılı olmuştur. NMF yöntemi $N^{AB/F}$ metriğinde, DWT yöntemi AG ve SF metriklerinde başarılı olmuştur. LP yöntemi ise Q_E metriğinde yüksek başarı sağlamasına karşın diğer metrik sonuçları ilgili tabloda incelendiğinde NSCT yönteminin sonuçlarına oldukça yakın olduğu görülmüştür.

Genel olarak tüm veri kümelerindeki metrik sonuçları değerlendirildiğinde MI metriği için sırasıyla PCA, NMF, NSCT, LP ve DWT yöntemleri başarılı olmuştur. $Q^{AB/F}$, $L^{AB/F}$ ve Q_E metriklerinde sırasıyla LP, NSCT, DWT, NMF yöntemleri başarılı olmuştur. AG ve SF metriklerinde ise sırasıyla DWT, LP, NSCT, PCA ve NMF yöntemleri başarılı olmuştur.

Görüntü çakıştırma işlemindeki metriklerin kaynaştırma sonuçlarına etkisi şu şekildedir. CC metriği yüksek olan aradeğerleme yöntemi kullanıldığında MI ve Q_E metriklerinde artış sağlanmıştır. Diğer kaynaştırma metriklerine ise SSIM metriğinin en etkin olduğu PSNR metriğinin ise etkin olduğu görülmüştür. Bu sebeple “Görüntü 4 Veri Kümesi” için benzeşim dönüşümü tercih edilmiştir. Benzer bir durum “Görüntü 3 Veri Kümesi” için referans geometrik dönüşüm modeli seçiminde gerçekleşmiştir.

Tablo 5.5: Görüntü 1 Veri Kümesine ait Kaynaşmış İmgenin Metrik Sonuçları.

Seçilen Referans A. N. V. K/ Uzaklık / Dönüşüm/	K. Y.	Görüntü 1 Veri Kümesi						
		Metrik Sonuçları						
		MI	$Q^{AB/F}$	$L^{AB/F}$	$N^{AB/F}$	Q_E	AG	SF
Görüntü 5 nolu V.K. / Karışık/ İlgin/ e. y. komşu	PCA	3,1143	0,6850	0,3139	0,0011	0,3474	7,6987	12,8424
	LP	1,9295	0,8370	0,1569	0,0061	0,6003	7,4289	13,1410
	DWT	1,8491	0,7924	0,1935	0,0141	0,5150	7,1804	12,7057
	NSCT	1,9346	0,8360	0,1615	0,0025	0,6122	7,2159	12,7179
	NMF	2,1332	0,7529	0,2471	0,0000	0,4650	6,0636	10,4649

Tablo 5.6: Görüntü 2 Veri Kümesine ait Kaynaşmış İmgenin Metrik Sonuçları.

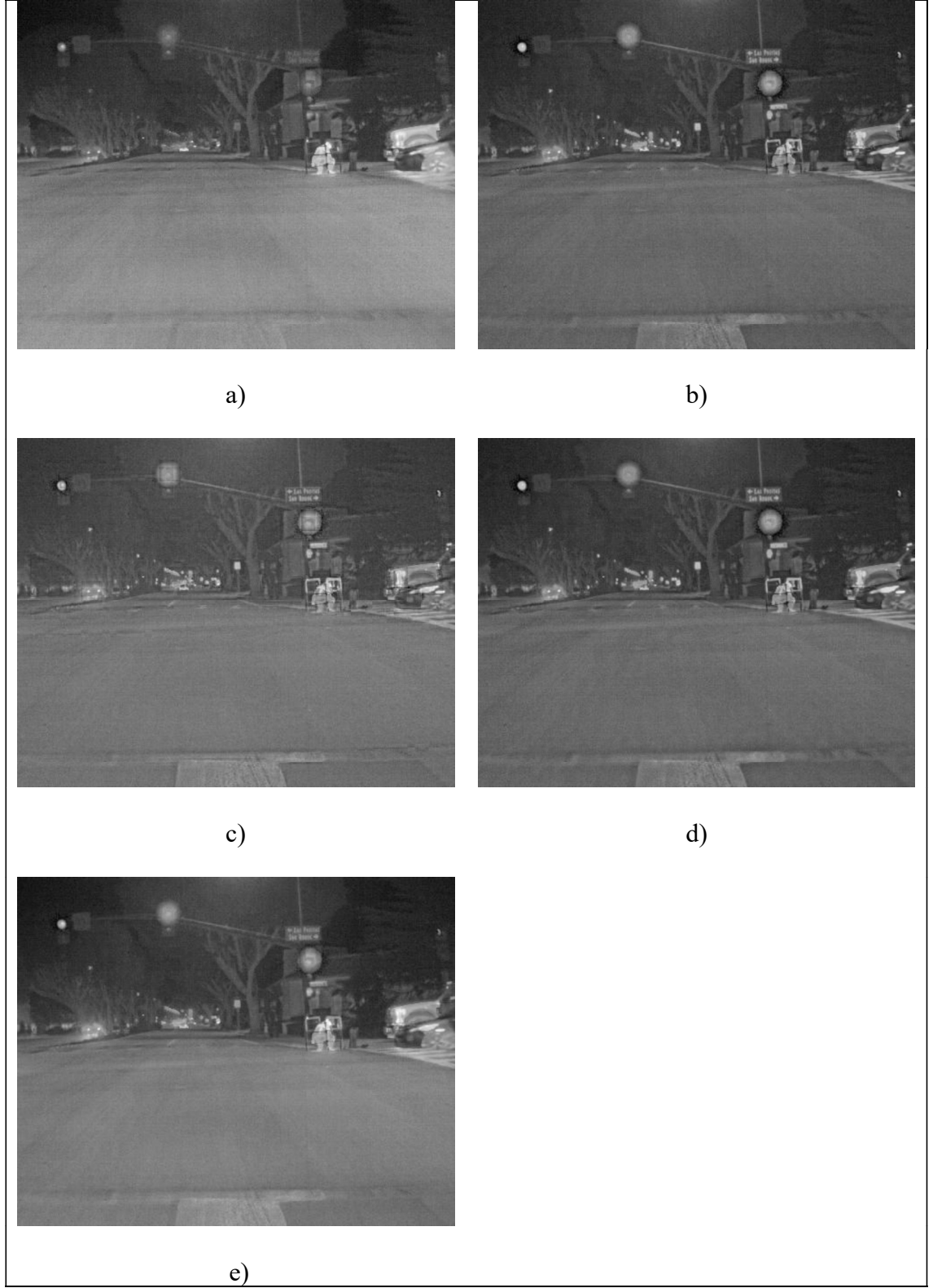
Seçilen Referans A. N. V. K/ Uzaklık / Dönüşüm/	K. Y.	Görüntü 2 Veri Kümesi						
		Metrik Sonuçları						
		MI	$Q^{AB/F}$	$L^{AB/F}$	$N^{AB/F}$	Q_E	AG	SF
Görüntü 5 nolu V.K. / Karışık/ İlgin/ e. y. komşu	PCA	3,2065	0,6872	0,3127	0,0001	0,3530	6,9355	11,5881
	LP	2,0607	0,8504	0,1448	0,0048	0,6197	7,0727	12,5547
	DWT	1,9796	0,8136	0,1699	0,0165	0,5347	7,2381	12,8449
	NSCT	2,0493	0,8474	0,1508	0,0018	0,6140	6,7564	11,9190
	NMF	2,2666	0,7726	0,2273	0,0000	0,4768	5,7621	10,0425

Tablo 5.7: Görüntü 3 Veri Kümesine ait Kaynaşmış İmgenin Metrik Sonuçları.

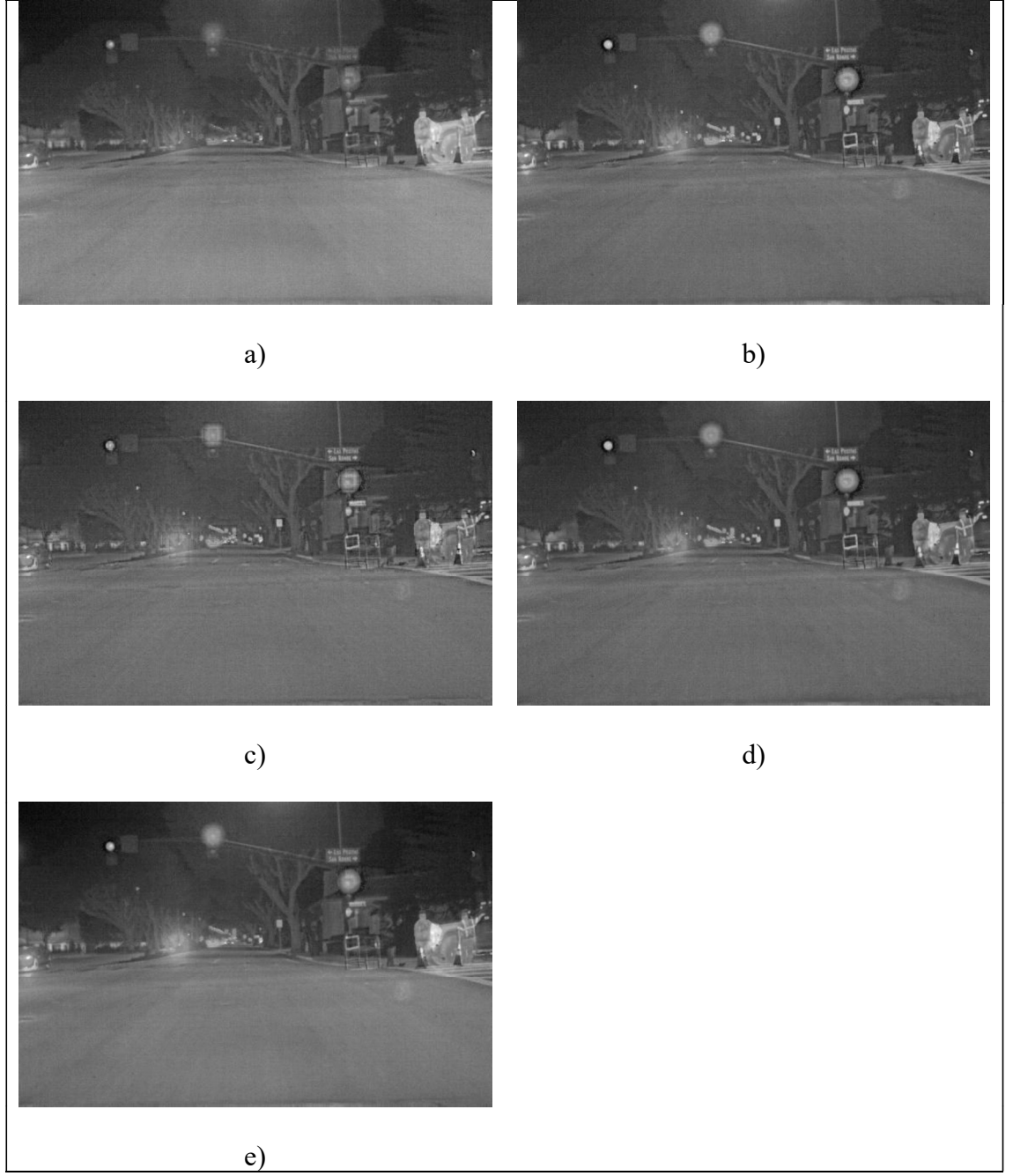
Seçilen Referans A. N. V. K/ Uzaklık / Dönüşüm/	K. Y.	Görüntü 3 Veri Kümesi						
		Metrik Sonuçları						
		MI	$Q^{AB/F}$	$L^{AB/F}$	$N^{AB/F}$	Q_E	AG	SF
Görüntü 8 nolu V.K. / Uzak/ İlgin/ e. y. komşu	PCA	3,2916	0,6621	0,3379	0,0000	0,3547	8,3155	14,6357
	LP	2,0680	0,8220	0,1766	0,0014	0,5626	8,7210	17,1337
	DWT	2,0025	0,7816	0,2095	0,0089	0,4961	9,1186	17,6035
	NSCT	2,0830	0,8139	0,1856	0,0005	0,5569	8,0972	16,1737
	NMF	2,9705	0,6933	0,3067	0,0000	0,4032	7,8925	14,2951

Tablo 5.8: Görüntü 4 Veri Kümesine ait Kaynaşmış İmgenin Metrik Sonuçları.

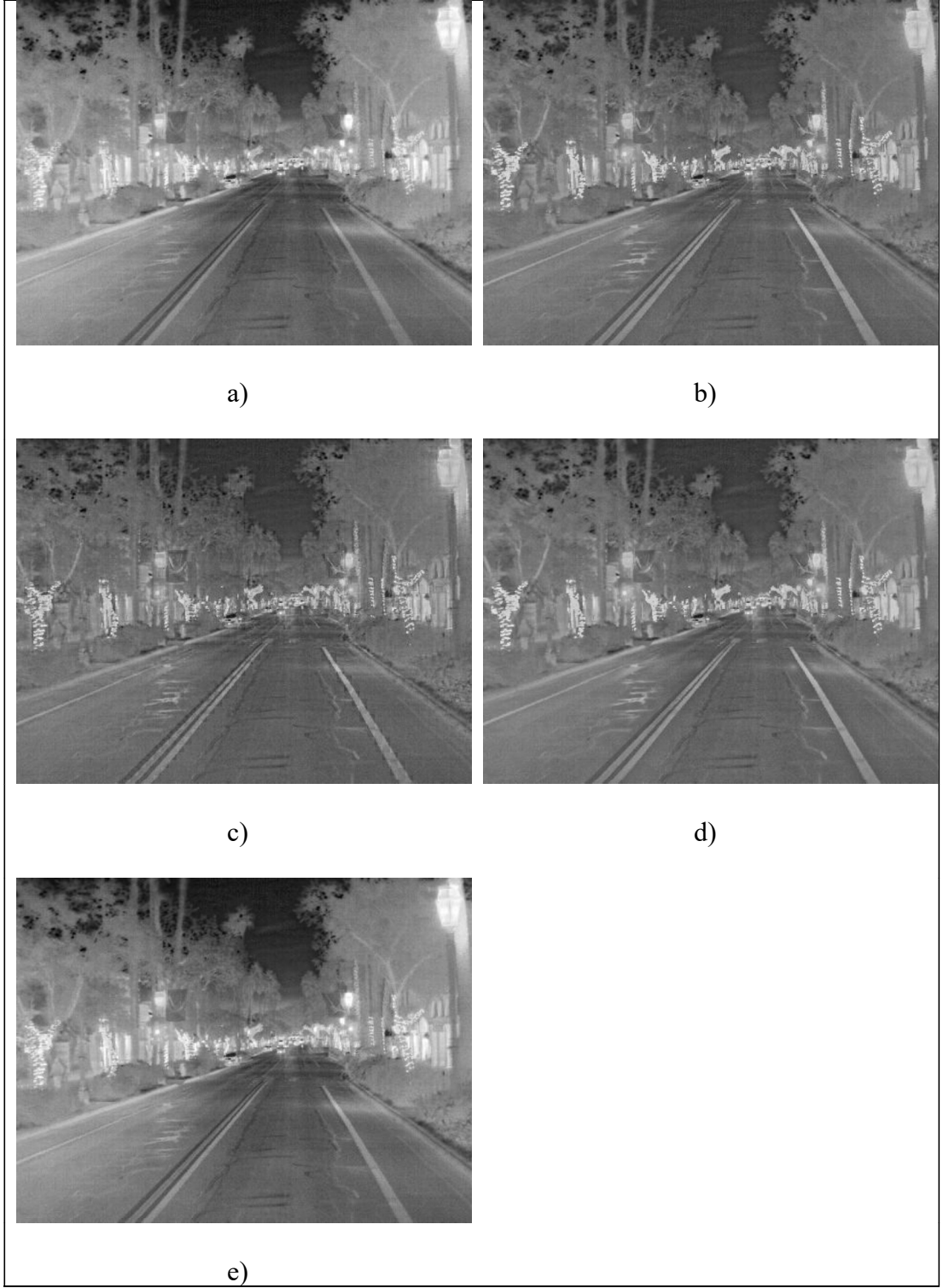
Seçilen Referans A. N. V. K/ Uzaklık / Dönüşüm/	K. Y.	Görüntü 4 Veri Kümesi						
		Metrik Sonuçları						
		MI	$Q^{AB/F}$	$L^{AB/F}$	$N^{AB/F}$	Q_E	AG	SF
Görüntü 4 nolu V.K. / Karışık/ Benzeşim/ ç. doğrusal	PCA	4,2217	0,7154	0,2671	0,0175	0,2687	2,5611	4,8172
	LP	2,7253	0,8322	0,1393	0,0285	0,4808	3,3088	6,3811
	DWT	2,6998	0,8074	0,1314	0,0612	0,3890	3,7554	7,6058
	NSCT	2,7362	0,8435	0,1195	0,0370	0,4660	3,2344	6,3407
	NMF	3,9983	0,7209	0,2634	0,0158	0,2813	2,5732	4,8151



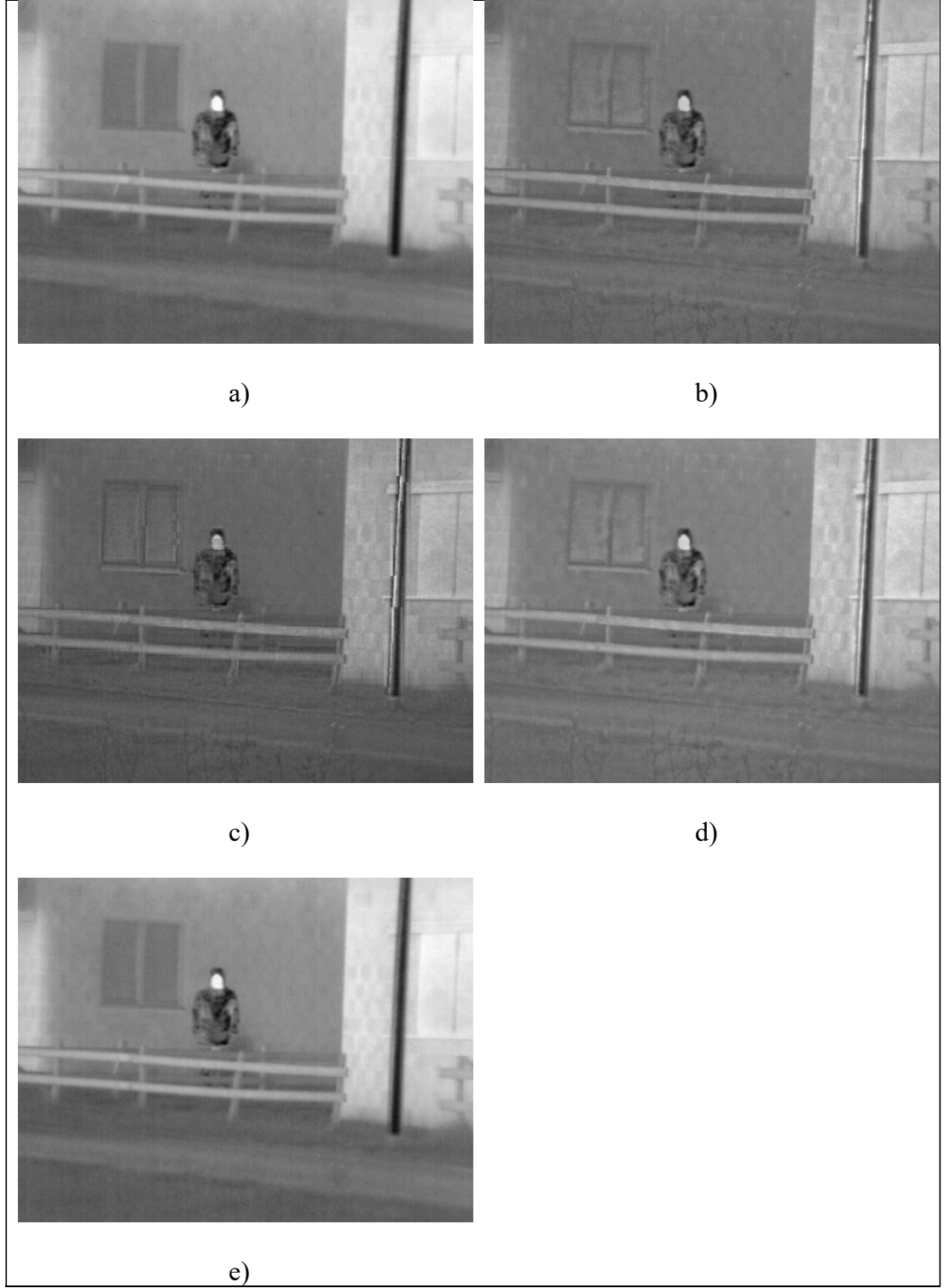
Şekil 5.14: Görüntü 1 veri kümesine ait görünür ve termal imgelerin a) PCA, b) LP, c) DWT, d) NSCT ve e) NMF yöntemleriyle kaynaştırılmış imgeleri.



Şekil 5.15: Görüntü 2 veri kümesine ait görünür ve termal imgelerin a) PCA, b) LP, c) DWT, d) NSCT ve e) NMF yöntemleriyle kaynaştırılmış imgeleri.



Şekil 5.16: Görüntü 3 veri kümesine ait görünür ve termal imgelerin a) PCA, b) LP, c) DWT, d) NSCT ve e) NMF yöntemleriyle kaynaştırılmış imgeleri.



Şekil 5.17: Görüntü 4 veri kümesine ait görünür ve termal imgelerin a) PCA, b) LP, c) DWT, d) NSCT ve e) NMF yöntemleriyle kaynaştırılmış imgeleri.

6. SONUÇLAR

Literatürde termal ve görünür imgelerin kaynaştırılması daha önceden çakıştırılmış imgeler üzerinden yapılmaktadır. Bu tez çalışmasında görüntü çakıştırma işleminin termal ve görünür görüntü kaynaştırmasına etkisi incelenmiştir. Görüntü çakırtmada SSIM, CC ve PSNR kalite metrikleri kullanılmıştır. Kaynaştırma işleminin oluşturduğu imgelerin kalitesi ise MI, $Q^{AB/F}$, $N^{AB/F}$, $L^{AB/F}$, Q_E , AG ve SF metrikleriyle değerlendirilmiştir. Görüntü Çakıştırma işleminin kameraya karışık mesafede afin dönüşümü kullanılarak bulunan ve eşleştirilen anahtar noktaların en yakın komşu aradeğerleme yöntemiyle başarılı olarak yapılabileceği görülmüştür.

PCA ve NMF yöntemleri MI metriği hariç olarak yüksek metrik sonuçları vermemesine rağmen orijinal imgeyi direk kullanması, sensör gürültülerine karşı dayanıklı olması ve kaynaştırma kuralına ihtiyaç duymaması gibi dikkat çekici özelliklere sahiptirler. Ayrıca ilgili görüntü kaynaştırma tablolarında görüldüğü üzere $N^{AB/F}$ metriğinin en iyi olduğu yöntemler PCA ve NMF'dir. Gürültü konusunda NSCT'nin de son derece başarılı olduğu görülmüştür. Genel olarak LP ve NSCT yöntemleri yüksek oranda başarılı olmuşlardır. Bu yöntemler başarılı sonuçlar vermesine rağmen kaynaştırma kuralı, ayrışma seviyesi, filtre çeşidi ve piramit çeşidi seçimi gibi önemli derecede parametreye sahiptir.

Çalışma kapsamında elde edilen sonuçlara göre çakıştırma aşamasında anahtar noktasının karışık uzaklıkta seçilmesiyle beraber afin dönüşümüne göre hizalanan termal ve görünür imgenin LP veya NSCT yöntemiyle kaynaştırılması tavsiye edilir.

Görüntü çakıştırma aşamasında anahtar noktaların elle seçilmesi yerine kenar, köşe ve gradyan yönelimlerini dikkate alan öznitelik tabanlı bir yöntemin kullanılması işlemde insan faktörünün azalmasına ve zaman tasarrufunu sağlayacaktır. Ayrıca literatürde özniteliklerin eşleştirilmesi konusunda pek çok farklı görüş mevcuttur. Bu iki durumun dikkate alınarak oluşturulduğu bir görüntü çakıştırma yönteminin kullanılması tavsiye edilir.

Dönüşüm tabanlı görüntü kaynaştırma yöntemleri genellikle bir ana fonksiyonu ve ayrışım seviyesini sabit tutarlar. Kaynak görüntülerinin en iyi şekilde temsilini sağlayacak veriye bağımlı bir ana fonksiyon ve ayrışım seviyesinin uyarlanabilir seçimi çözülmesi gereken bir konudur.

Altuzay tabanlı görüntü kaynaştırma yöntemlerinin $N^{AB/F}$ metrik sonuçlarında görüldüğü üzere gürültüye karşı duyarlıdır. Görüntü kaynaştırmada dönüşüm tabanlı yöntemlerdeki çok çözünürlüklü yapının PCA ve NMF gibi bir yöntemin birleştirilmesiyle karma bir yöntem oluşturulması tavsiye edilir.

Kaynaşmış imgeyi değerlendiren kalite metrikleri termal ve görünür imgelerin kaynaştırılmış imgeye olan katkısını incelemek için genellikle kenarları ve yoğunluğu kullanırlar. Ancak bu öznitelikler insan görsel sistemine önemli derecede hitap edemezler. Bunun için insan görsel sistemine hitap edebilen görsel bilgiyi temsil edebilecek yeni öznitelikler geliştirilebilir.

KAYNAKLAR

- [1] Dong L., Yang Q., Wu H., Xiao H., Xu M., (2015), "High Quality Multi-spectral and Panchromatic Image Fusion Technologies Based on Curvelet Transform", *Neurocomputing*, 159, 268-274.
- [2] Bhatnagar G., Wu Q. J., Liu Z., (2015), "A New Contrast Based Multimodal Medical Image Fusion Framework", *Neurocomputing*, 157, 143-152.
- [3] Kumar P., Mittal A., Kumar P., (2006), "Fusion of Thermal Infrared and Visible Spectrum Video for Robust Surveillance", *Proceedings of Computer Vision, Graphics and Image Processing, 5th Indian Conference, ICVGIP*, 528–539, Madurai, India, 13-16 December.
- [4] Han J., Bhanu B., (2007), "Fusion of Color and Infrared Video for Moving Human Detection", *Pattern Recognition*, 40 (6), 1771–1784.
- [5] Zitova B., Flusser J., (2003), "Image Registration Methods: A Survey", *Image and Vision Computing*, 21 (11), 977–1000.
- [6] Brown L.G., (1992), "A Survey of Image Registration Techniques", *ACM Computing Surveys*, 24 (4), 325–376.
- [7] Jin X., Jiang Q., Yao S., Zhou D., Nie R., Hai J., He K., (2017), "A Survey of Infrared and Visual Image Fusion Methods", *Infrared Physics & Technology*, 85, 478-501.
- [8] Ma J., Ma Y., Li C., (2019), "Infrared and Visible Image Fusion Methods and Applications: A Survey", *Information Fusion*, 45, 153-178.
- [9] Baohua Z., Xiaoqi L., Haiquan P., Ying Z., (2015), "A Fusion Algorithm for Infrared and Visual Based Saliency Analysis and Non-subsampled Shearlet Transform", *Infrared Physics & Technology*, 73, 268-297.
- [10] Li S., Kang X., Fang L., Hu J., Yin H., (2017), "Pixel Level Image Fusion: A Survey of the State of the Art", *Information Fusion*, 33, 100-112.
- [11] Fan X. N., Shi P., Ni J., Li M., (2015), "A Thermal Infrared and Visible Image Fusion Based Approach for Multitarget Detection under Complex Environment", *Mathematical Problems in Engineering*, 1-11.
- [12] Ma J., Zhao J., Ma Y., Tian J., (2015), "Non-rigid Visible and Infrared Face Registration via Regularized Gaussian Fields Criterion", *Pattern Recognition*, 48 (3), 772-784.

- [13] S.G. Kong, J. Heo, F. Boughorbel, Y. Zheng, B.R. Abidi, A. Koschan, M. Yi, M.A. Abidi, (2015), "Multiscale Fusion of Visible and Thermal IR Images for Illumination Invariant Face Recognition", *International Journal of Computer Vision*, 71 (2), 215-233.
- [14] Zhao F., Huang Q., Gao W., (2006), "Image Matching by Normalized Cross-correlation", *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 729-732, Toulouse, France, 14-19 May.
- [15] Bracewell R. N., (1986), "The Fourier Transform and Its Applications", McGraw-Hill College, New York.
- [16] Viola P., Wells III WM., (1997), "Alignment by Maximization of Mutual Information.", *International Journal of Computer Vision*, 24 (2), 137-154.
- [17] Goshtasby A., (1988), "Image Registration by Local Approximation Methods", *Image and Vision Computing*, 6, 255-261.
- [18] Raza SEA., Sanchez V., Prince G., Clarkson J. P., Rajpoot N. M., (2015), "Registration of Thermal and Visible Light Images of Diseased Plants Using Silhouette Extraction in the Wavelet Domain", *Pattern Recognition*, 48 (7), 2119-2128.
- [19] Khalifa F., Beache G., Gimel'farb G., Suri J., El-Baz A., (2011), "State-of-the-art Medical Image Registration Methodologies: A Survey", *Multi Modality State-of-the-art Medical Image Segmentation and Registration Methodologies*, Springer US, 235-280.
- [20] Tian T., Mei X., Yu Y., Zhang C., Zhang X., (2015), "Automatic Visible and Infrared Face Registration Based on Silhouette Matching and Robust Transformation Estimation", *Infrared Physics & Technology*, 69, 145–154.
- [21] Schmid C., Mohr R., Baukhage C., (2000), "Evaluation of Interest Point Detectors", *International Journal of Computer Vision*, 37 (2), 151-172.
- [22] Han J., Pauwels E. J., Zeeuw P. D., (2013), "Visible and Infrared Image Registration in Man-made Environments Employing Hybrid Visual Features", *Pattern Recognition Letters*, 34 (1), 42–51.
- [23] Tuytelaars T., Mikolajczyk K., (2008), "Local Invariant Feature Detectors: A Survey", *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*, 3, 177–280.
- [24] Fischler M. A., Bolles R. C., (1981), "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography", *Communications of the ACM*, 24 (6), 381–395.

- [25] El-Gamal F. E. A., Elmogy M., Atwan A., (2016), "Current Trends in Medical Image Registration and Fusion", *Egyptian Informatics Journal*, 17 (1), 99-124.
- [26] Xiong Z., Zhang Y., (2010), "A Critical Review of Image Registration Methods", *International Journal of Image and Data Fusion*, 1:2, 137-158.
- [27] Wang Z., Bovik A. C., Sheikh H. R., Simoncelli E. P., (2004), "Image Quality Assessment: From Error Measurement to Structural Similarity", *IEEE Transactions on Image Processing*, 13 (1), 1-14.
- [28] Zhe Z., Wu H. R., (2004), "A New Way of Pooling: Starting from An Image Quality Measure", *IEEE Proceedings on Signal Processing*, (2), 1080-1083.
- [29] Piella G., (2003), "A General Framework for Multiresolution Image Fusion: From Pixels to Regions", *Information Fusion*, 4 (4), 259–280.
- [30] Kumar M., Dass S., (2009), "A Total Variation-based Algorithm for Pixel-level Image Fusion", *IEEE Transactions on Image Processing*, 18 (9), 2137–2143.
- [31] Naidu V. P. S., Raol J. R., (2008), "Pixel-level Image Fusion Using Wavelets and Principal Component Analysis", *Defence Science Journal*, 58 (3), 338-352.
- [32] Lee D. D., Seung H. S., (1999), "Learning the Parts of Objects with Nonnegative Matrix Factorization", *Nature*, 401:788–791.
- [33] Burt P. T., Andelson E. H., (1983), "The Laplacian Pyramid as A Compact Image Code", *IEEE Transactions on Communications*, 31 (4), 532-540.
- [34] Pajares G., Cruz J., (2004), "A Wavelet-based Image Fusion Tutorial", *Pattern Recognition*, 37 (9), 1855–1872.
- [35] Cunha A. L. D., Zhou J. P., (2005), "Nonsubsampled Contourlet Transform: Construction and Application in Enhancement", *IEEE International Conference on Image Processing 2005*, 469-472, Genova, Italy, 14-14 September.
- [36] Qu G., Zhang D., Yan P., (2002), "Information Measure for Performance of Image Fusion", *Electronics Letters*, 38 (7), 313-315.
- [37] Xydeas C. S., Petrovic V. S., (2000), "Objective Image Fusion Performance Measure", *Electronics Letters*, 36 (4), 308-309.
- [38] Liu Z., Blasch E., Xue Z., Zhao J., Laganière R., Wu W., (2012), "Objective Assessment of Multi-resolution Image Fusion Algorithms for Context Enhancement in Night Vision: A Comparative Study", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34(1), 94-109.

- [39] Piella G., Heijmans H., (2003), “A New Quality Metric for Image Fusion”, Proceedings 2003 International Conference on Image Processing, 173-176, Barcelona, Spain, 14-17 September.
- [40] Wang Z., Bovik A. C., (2002), “A Universal Image Quality Index,” IEEE Signal Processing Letters, 9 (3), 81-84.
- [41] Zheng Y., Essock E. A., Hansen B. C., Haun A. M., (2007), “A New Metric Based on Extended Spatial Frequency and Its Application to DWT Based Fusion Algorithms”, Information Fusion, 8 (2), 177-192.
- [42] Raut G. N., Paikrao P. L., Chaudhari D. S., (2013), “A Study of Quality Assessment Techniques for Fused Images”, International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering, 4, 290-294.
- [43] Web 1, (2018), <https://www.flir.in/oem/adas/adas-dataset-form/>, (Erişim Tarihi: 10/05/2019).
- [44] Toet A., (2017), The TNO Multiband Image Data Collection. Data in Brief, 15 (Supplement C), 249-251.
- [45] Talipoğlu S. D., Kayabol K., İnce K. G., (2018), “A Comparative Study on Fusion of Visible and Infrared Images”, 2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), 1-4, İzmir, Turkey, 2-5 May.
- [46] Goshtasby A., (1988), “Image Registration by Local Approximation Methods”, Image and Vision Computing, 6 (4), 255–261.
- [47] Do M. N., Vetterli M., (2005), “The Contourlet Transform: An Efficient Directional Multiresolution Image Representation”, IEEE Transactions on Image Processing, 14 (12), 2091–2106.

ÖZGEÇMİŞ

Sadettin Durmuş Talipoğlu 1993 yılında Türkiye'nin Kocaeli şehrine bağlı İzmit ilçesinde doğdu. Lise eğitimini Yahya Kaptan Lisesi'nde tamamlayarak 2011 yılında Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü Elektronik Mühendisliği bölümünde lisans eğitimine başladı. 2016 yılında lisans eğitimini tamamlayarak aynı yıl içerisinde Gebze Teknik Üniversitesi (GTÜ) Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında yüksek lisans eğitimine başladı.

EKLER

Ek A: Tez Çalışması Kapsamında Yapılan Yayınlar

Talipoğlu S. D., Kayabol K., İnce K. G., (2018), “Görünür ve Kızılötesi İmgelerin Kaynaştırması üzerine Karşılaştırmalı bir Çalışma”, 26. IEEE Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, İzmir, Türkiye, 2-5 Mayıs.